

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації
(повна назва)

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Алгоритми розпізнавання акустичних сигналів БПЛА.

(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи МІМ-22-1
Гісцев А.Ю.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 172 Телекомунікації та
радіотехніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Медіаінженерія
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Олейніков В.М.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри Володимир КАРТАШОВ
(підпис)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 172 Телекомунікації та радіотехніка

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Медіаінженерія

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«____» _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту Гісцеву Артему Юрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Алгоритми розпізнавання акустичних сигналів БПЛА.

затверджена наказом по університету від " 20 " 10 2023 р. № 1224 Ст _____

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи Метод виявлення: пасивний акустичний метод. Тип БПЛА: малі та середні. Тип двигуна: електричний, двигун внутрішнього згоряння. Кількість гвинтів: 1, 4, 8. Провести огляд та аналіз існуючих на даний момент акустичних методів виявлення та ідентифікації БПЛА. Проаналізувати методи виділення акустичних ознак. Обґрунтувати метод виявлення та ідентифікації БПЛА з застосуванням нейронної мережі. Обрати найбільш релевантне представлення акустичних даних шуму БПЛА для роботи нейронної мережі.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

Вступ

1 Аналіз принципів побудови БПЛА та методів їх виявлення

2 Методи виділення ознак акустичних сигналів

3 Експериментальне дослідження методів представлення акустичних сигналів БПЛА

для подальшого розпізнавання нейронними мережами

Висновки

Перелік посилань

Додатки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням обов'язкових креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій

1. Методи виявлення БПЛА. (1 слайд).
2. Постановка задачі. (1 слайд).
3. Акустичне виявлення БПЛА. (1 слайд).
4. Виділення ознак акустичних сигналів. (1 слайд).
5. Віконне перетворення Фур'є. (1 слайд).
6. Метод мел-коефіцієнтів. (1 слайд).
7. Параметричні методи. (1 слайд).
8. Нейромеревеві методи. (1 слайд).
9. Дослідження Фур'є-спектрограм. (1 слайд).
10. Спектрограма аудіосигналу октокоптера. (1 слайд).
11. Вплив атмосферного шуму. (1 слайд).
12. Мел-спектрограми. (1 слайд).
13. Частотна шкала Фур'є-спектрограми. (1 слайд).
14. Вплив розміру вікна. (1 слайд).
15. Висновки. (1 слайд).

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд літератури	01.09.23–27.09.23	
2	Теоретичний аналіз методів	28.09.23–11.10.23	
3	Програмна реалізація експерименту	12.10.23–10.11.23	
4	Дослідження спектрограм Фур'є	11.11.23–03.12.23	
5	Дослідження мел-спектрограм	04.12.23–17.12.23	
6	Графічна частина роботи	18.12.23–17.12.23	
7	Перевірка керівником	18.12.23–30.12.23	
8	Перевірка на академічний плагіат	02.01.24–05.01.24	
9	Перевірка завідувачем кафедри, рецензування	06.01.24–09.01.24	

Дата видачі завдання 20.10.2023 р.

Студент Артем ГІСЦЕВ

Керівник роботи Володимир ОЛЕЙНИКОВ

(підпис)

(підпис)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 67 сторінок, 28 рисунків, 4 таблиці, 30 джерел.

АКУСТИЧНИЙ СИГНАЛ, БПЛА, ВЕКТОР СИГНАЛУ, ВИЯВЛЕННЯ, МІКРОФОННА РЕШТКА, КОРЕЛЯЦІЙНА МАТРИЦЯ, МАТРИЦЯ ПЕРЕШКОД, СИГНАЛ-ПЕРЕШКОДА

Об'єкт дослідження – процеси приймання і обробки акустичних сигналів БПЛА задля вирішення задачі виявлення і ідентифікації БПЛА.

Мета роботи – аналіз пасивних акустичних методів виявлення і ідентифікації БПЛА, виявлення найбільш ефективних методів і напрямів вирішення цих задач.

Методи дослідження – теоретичний аналіз, числові розрахунки, математичне моделювання, статистична обробка даних.

В першому розділі проведено аналіз задачі акустичного виявлення БПЛА. Дальність виявлення БПЛА пасивним акустичним методом залежить в основному від відношення сигнал-шум, причому основний вклад мають акустичні фонові шуми природного і штучного походження. В другому розділі розглянуто спектральні методи виділення ознак акустичних сигналів. Дані методи можна класифікувати як безфільтрові, фільтрові, та методи параметризації спектрів на основі лінійного передбачення. В третьому розділі досліджено Фур'є-спектрограми БПЛА Shahed-136 та квадрокоптера DJI Phantom-3. Із порівняння отриманих даних стає очевидним, що в класичних Фур'є спектрограмах міститься набагато більше релевантної інформації про акустичні сигнали БПЛА. Фільтрові методи і методи лінійного передбачення згладжують лінійчату спектральну структуру.

ABSTRACT

Explanatory note to the qualification work: 67 pages, 28 figures, 4 tables, 30 sources.

ACOUSTIC SIGNAL, UAV, SIGNAL VECTOR, DETECTION, MICROPHONE ARRAY, CORRELATION MATRIX, OBSTRUCTION MATRIX, OBSTRUCTION SIGNAL

The object of research is the processes of receiving and processing UAV acoustic signals to solve the problem of UAV detection and identification.

The purpose of the work is the analysis of passive acoustic methods of detection and identification of UAVs, the identification of the most effective methods and directions for solving these problems.

Research methods – theoretical analysis, numerical calculations, mathematical modeling, statistical data processing.

In the first section, the problem of acoustic detection of UAVs was analyzed. The range of detection of UAVs by the passive acoustic method depends mainly on the signal-to-noise ratio, and the main contribution is made by acoustic background noise of natural and artificial origin. In the second chapter, spectral methods for distinguishing features of acoustic signals are considered. These methods can be classified as filterless, filter, and spectrum parametrization methods based on linear prediction. In the third chapter, the Fourier spectrograms of the Shahed-136 UAV and the DJI Phantom-3 quadcopter were investigated. From the comparison of the obtained data, it becomes obvious that the classic Fourier spectrograms contain much more relevant information about the acoustic signals of the UAV. Filter methods and linear prediction methods smooth the linear spectral structure.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів.....	8
Вступ.....	9
1 АНАЛІЗ ПРИНЦИПІВ ПОБУДОВИ БПЛА ТА МЕТОДІВ ЇХ ВИЯВЛЕННЯ.....	11
1.1 Загальні відомості про БПЛА та їх компоненти.....	11
1.2 Класифікація найпоширеніших типів БПЛА.....	13
1.2.1 Мультироторні дрони.....	13
1.2.2 БПЛА із нерухомим крилом.....	14
1.2.3 Гібридні БПЛА із нерухомим крилом.....	15
1.3 Технічні характеристики досліджуваних БПЛА.....	16
1.3.1 БПЛА Shahed 136.....	16
1.3.2 БПЛА DJI Phantom 3.....	18
1.4 Методи виявлення БПЛА.....	19
1.5 Акустичне виявлення БПЛА.....	22
1.6 Висновки по розділу 1.....	24
2 МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ.....	26
2.1 Постановка задачі.....	26
2.2 Безфільтрові методи спектрального аналізу.....	27
2.3 Фільтрові методи спектрального аналізу.....	30
2.4 Методи лінійного передбачення.....	34
2.5 Спектрограма акустичного сигналу.....	36
2.6 Реалізація нейромережі для обробки звукових сигналів.....	38
2.7 Висновки по розділу 2.....	43
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРЕДСТАВЛЕННЯ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ БПЛА ДЛЯ ПОДАЛЬШОГО РОЗПІЗНАВАННЯ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ.....	46

3.1 Дослідження спектру Фур'є акустичних сигналів БПЛА.....	46
3.2 Дослідження методів представлення акустичних даних.....	51
3.3 Висновки по розділу 3.....	56
Висновки.....	59
Перелік посилань.....	64
ДОДАТКИ.....	68
Додаток А. Графічний матеріал.....	69
Додаток Б. Відомість кваліфікаційної роботи.....	84

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- БПЛА – безпілотний літальний апарат;
 ДВЗ – двигун внутрішнього згоряння;
 ДКП – дискретне косинусне перетворення;
 ДПФ – дискретне перетворення Фур'є;
 СВК – станція віддаленого керування;
 СКВ – середньоквадратичне відхилення;
 СЩП – спектральна щільність потужності;
 ШПФ – швидке перетворення Фур'є;
 DCT – дискретне косинусне перетворення;
 MFCC – метод кепстральних мел-частотних коефіцієнтів;
 BRLOS – Beyond Radio Line of Sight – поза межами прямої видимості;
 GPS – Global Positioning System – система глобального позиціонування;
 RLOS – Radio Line of Sight – пряма радіо видимість;
 SNR – відношення сигнал/шум;
 – f_k – лінійна частота;
 F_s – частота дискретизації;
 F і F^{-1} – пряме і зворотне ДПФ;
 k – частотний індекс;
 l – індекс, що вказує порядковий номер кадру (або часовий індекс) ;
 N – число відліків;
 $s(n)$ – оцифрований аудіосигнал;
 $S(k)$ – частотний спектр сигналу;
 $w(n)$ – аналітичне вікно;
 ω_k – кутова частота.

ВСТУП

Сьогодні на території України відбуваються жорстокі військові дії внаслідок повномасштабного вторгнення з боку Росії. Це є першим масштабним військовим конфліктом, де масово застосовуються безпілотні літальні апарати (БПЛА). БПЛА можуть вирішувати такі військові завдання:

- авіарозвідка, управління вогнем та цілевказівки;
- нанесення ударів по наземних і морських цілях (ударні БПЛА);
- мінування та розмінування;
- постановка радіоперешкод, ретрансляція повідомлень та даних;
- доставка вантажів підрозділам.

В зв'язку з цим дуже важливим є завдання виявити та знешкодити ворожі безпілотні літальні апарати (БПЛА).

Сьогодні для виявлення БПЛА використовують такі методи: оптичний, радіолокаційний, радіочастотний, інфрачервоний, лідарний та акустичний. Кожен з зазначених методів має як позитивні сторони, так і вагомні недоліки. Наприклад, при застосуванні оптичного методу, камери інколи можуть не ідентифікувати наявність БПЛА, оскільки, дрони бувають дуже малих розмірів та можуть маскуватись під колір фону. Радари також не можуть виявити малі БПЛА, через те що сигнали від малих цілей з малою кількістю металевих деталей не відбиваються, а автономні дрони, які рухаються по координатах GPS, обходять системи радіовиявлення.

Більшість методів відрізняються високою вартістю обладнання, яке використовується для виявлення та ідентифікації БПЛА та умовою наявності прямої видимості безпілота. Для підвищення ефективності виявлення застосовують комплексні рішення на основі багатьох методів. Це додатково здорожує систему виявлення.

Традиційні види озброєння протиповітряної оборони розраховані на великі і віддалені цілі, в той час як сучасні БПЛА можна класифікувати як нано-, мікро- і міні-апарати, що літають на малих висотах. Тому, підвищення ефективності методів виявлення БПЛА є актуальним завданням.

Метою даної роботи аналіз пасивних акустичних методів виявлення і ідентифікації БПЛА, виявлення найбільш ефективних методів і напрямів вирішення цих задач.

Задачі роботи.

1. Провести огляд та аналіз існуючих на даний момент акустичних методів виявлення та ідентифікації БПЛА.

2. Проаналізувати методи виділення акустичних ознак.

3. Обґрунтувати метод виявлення та ідентифікації БПЛА з застосуванням нейронної мережі.

4. Обрати найбільш релевантне представлення акустичних даних шуму БПЛА для роботи нейронної мережі.

1 АНАЛІЗ ПРИНЦИПІВ ПОБУДОВИ БПЛА ТА МЕТОДІВ ЇХ ВИЯВЛЕННЯ

1.1 Загальні відомості про БПЛА та їх компоненти

Літальний апарат, що призначений для експлуатації без пілота на борту, класифікується як безпілотний. БПЛА можуть керуватися з віддаленої пілотної станції, або автономно летіти по закладеній в нього програмі. Усі літальні апарати, класифікація яких наведена на рис. 1.1, можуть бути експлуатовані як БПЛА [1].

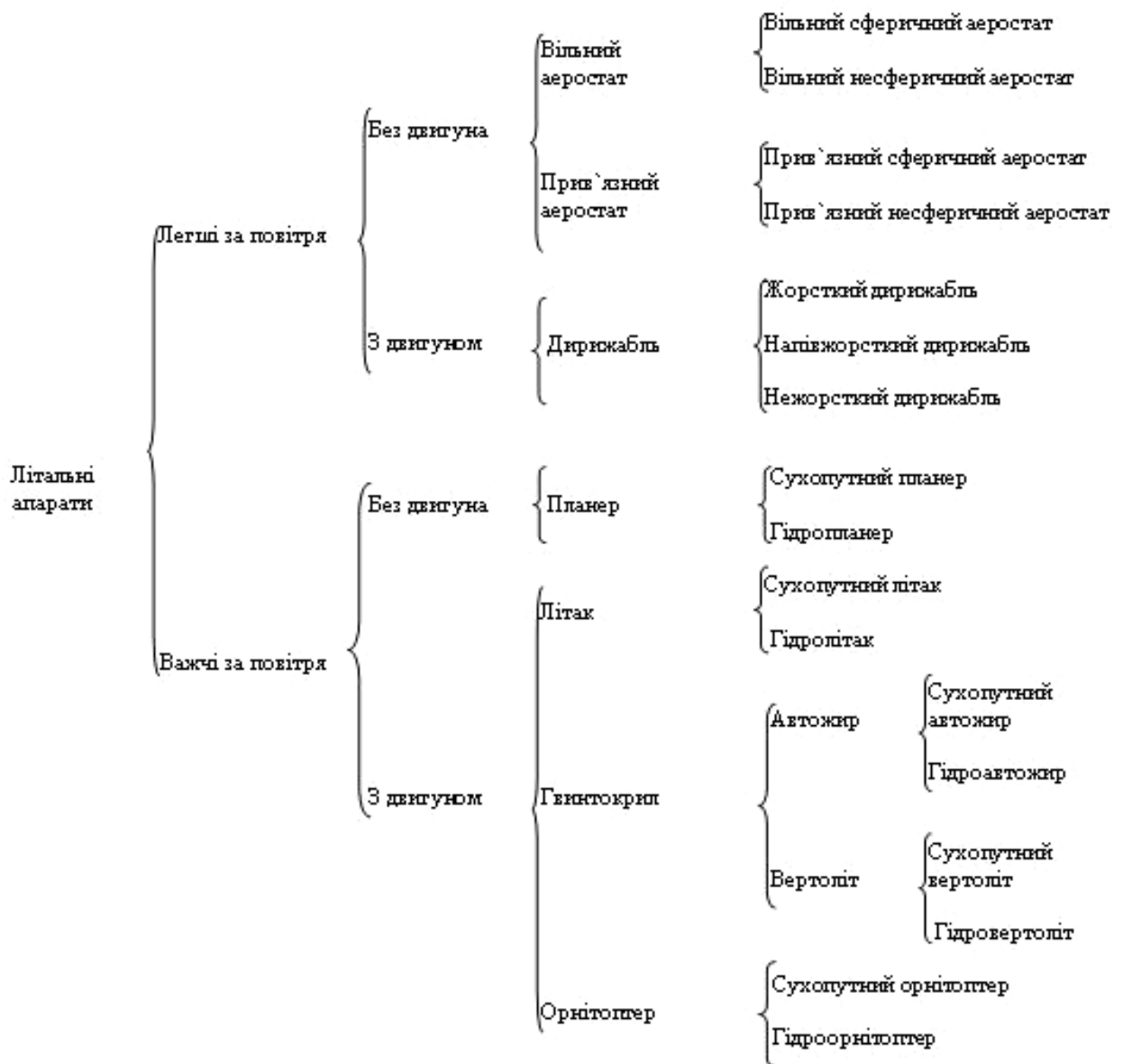


Рисунок 1.1 – Класифікація літальних апаратів

БПЛА може пілотуватися зі станції віддаленого керування (СВК) за допомогою лінії командування та управління (рис.1.2) [2].

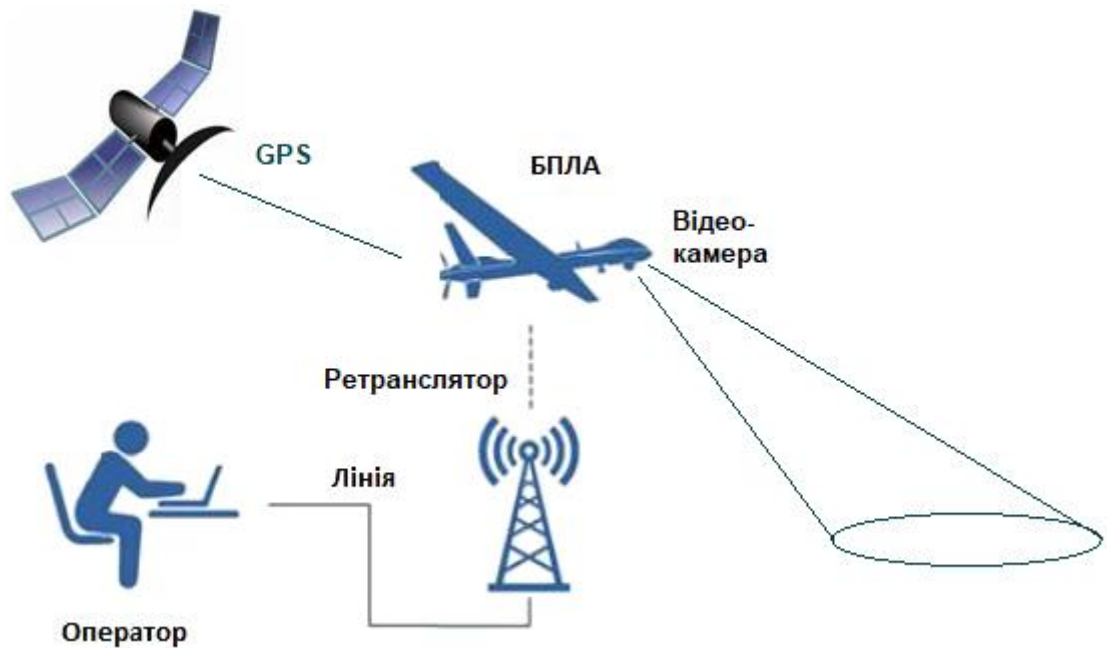


Рисунок 1.2 – Типова схема функціонування БПЛА

Лінія командування та управління з'єднує СВК і БПЛА для керування польотом. Зв'язок може бути симплексним (приймання-передача по черзі) або дуплексним (одночасні приймання-передача). БПЛА може перебувати в прямій радіовидимості (RLOS – Radio Line of Sight) або поза межами прямої видимості (BRLOS – Beyond Radio Line of Sight) [2].

У випадку RLOS передавач і приймач знаходяться у межах взаємного покриття радіоканалу (рис. 1.2) і, таким чином, процеси передачі завершуються за порівнянний час, тобто затримки мінімальні.

У випадку BRLOS: канал зв'язку має включати в себе супутникові системи і/або одну або декілька станцій наземної мережі, що додає затримки в сигнали.

До складу системи також можуть входити наступні компоненти [3]:

- навігаційне обладнання (інерціальна та/або GPS-навігація);
- обладнання для відео- та інфрачервоного спостереження;
- обладнання оглядового радара, скануючого лідара тощо.

1.2 Класифікація найпоширеніших типів БПЛА

1.2.1 Мультироторні дрони

Ці типи дронів можна класифікувати за кількістю роторів (рис.1.3), наприклад, трикоптери (три ротори), квадрокоптери (чотири ротори), гексакоптери (шість роторів) та октокоптери (вісім роторів) [4].



Рисунок 1.3 – Класифікація мультироторних БПЛА за кількістю роторів: трикоптери (а), квадрокоптери (б), гексакоптери (в) та октокоптери (г)

Застосування мультироторів в основному ефективно для аерофотозйомки та відеозапису. Вони дозволяють встановлювати всі типи камер для виконання різних завдань. Це безпілотники, які можуть легко зависати та злітати вертикально, що також додає більше гнучкості.

Недоліками мультироторних БПЛА є їхня обмежена автономність і мала швидкість. Через ці обмеження такі типи БПЛА не підходять для великомасштабної аерофотозйомки, наприклад, трубопроводів, доріг, ліній електропередач, автомагістралей тощо. Залежно від ваги дрону і камери

мультироторні БПЛА нині перебувають у повітрі середньому трохи більше 20-30 хвилин [5].

1.2.2 БПЛА із нерухомим крилом

БПЛА з нерухомим крилом працюють по суті за тим же принципом, що пасажирські літаки (рис.1.4). Ці БПЛА створюють підйомну силу за допомогою нерухомих крил [4], а не вертикальних роторів, що можуть досягати великої висоти під час польоту, енергія потрібна їм тільки для того, щоб рухатися вперед, а не для того, щоб утримуватись у повітрі. Тому БПЛА з нерухомим крилом є набагато більш ефективним варіантом для великих площ і здатні долати більші відстані, ніж мультироторні БПЛА.



Рисунок 1.4 – БПЛА із нерухомим крилом «Phoenix 2» компанії Sentera

Основним недоліком БПЛА з нерухомим крилом є неможливість залишатися в повітрі на одному місці і здатність літати тільки вперед, що не дозволяє їм створювати докладні аерофотознімки. Для точних повітряних робіт, що вимагають більш детальних дій, наприклад, детальної аерофотозйомки будівель, використання БПЛА з декількома роторами є найкращим рішенням, оскільки з ними легко працювати в повітрі, а конструкція ротора дозволяє їм стабільно літати в повітрі [2].

Ще одним недоліком БПЛА з нерухомим крилом є особливість його зльоту та посадки. Залежно від розміру БПЛА необхідно мати злітно-посадкову смугу або пускову установку для катапульти, щоб підняти його в повітря, і злітно-посадкову смугу, щоб безпечно доставити його назад на землю [5].

1.2.3 Гібридні БПЛА із нерухомим крилом

Для усунення недоліків БПЛА з нерухомим крилом деякі виробники вирішили поєднати їх позитивні властивості з перевагами мультироторних дронів і розробили БПЛА, які можуть злітати вертикально, а потім переходити в горизонтальний політ за допомогою крила – гібридні безпілотні літальні апарати (рис. 1.5) [4].



Рисунок 1.5 – Гібридний БПЛА з вертикальним зльотом та посадкою HW-V210A з нерухомим крилом



Гібридний БПЛА з вертикальним зльотом та посадкою HW-V210A з нерухомим крилом, зображений на рис. 1.5 має такі технічні показники:

- Крейсерська швидкість: 80-110км/год;
- тривалість польоту: ≥ 4 год (навантаження 2 кг);
- практична стеля: ≥ 3500 м;
- максимальне корисне навантаження: 5 кг;
- максимальна злітна вага: 27,5 кг.

Гібридний БПЛА летить за заздалегідь запланованим маршрутом польоту на заданій користувачем висоті та збирає дані за допомогою своїх кольорових та мультиспектральних датчиків. Після завершення своєї місії БПЛА може приземлитися вертикально у вихідну точку [4].

Загальна класифікація поширених БПЛА наведена в табл.1.1.

Таблиця 1.1 – Загальна класифікація поширених БПЛА

Тип повітряної платформи	Переваги	Недоліки	Тип БПЛА
Нерухоме крило	Велика дистанція використання, витривалість конструкції	Складний зліт та посадка, неможливість зависання	
Роторний БПЛА	Легкий зліт та посадка, точне управління	Обмежена дистанція використання, мала автономність	
Гібридний БПЛА	Включає переваги двох моделей (з нерухомим крилом та роторного БПЛА)		

Розглянемо технічні характеристики БПЛА, звук яких буде досліджений в даній кваліфікаційній роботі.

1.3 Технічні характеристики досліджуваних БПЛА

1.3.1 БПЛА Shahed 136

Shahed 136 (читається як «шахед») – літак-снаряд іранського виробництва, вперше представлений у 2020 році. Даний БПЛА летить у нерухому ціль за заданою програмою. Дальність польоту 1000 км [6], деякі неперевірені джерела вказують 2500 км.

Широко використовується під час широкомасштабного російського вторгнення в Україну під назвою «Герань-2» [6]. У 2023 році Росія почала застосовувати версію БПЛА Shahed 136 власного виробництва.

Літає такий БПЛА на висоті від 60 до 4000 метрів із крейсерською швидкістю близько 150-170 км/год. БПЛА має 2-тактний двигун MADO MD 550 (клон німецького авіадвигуна Limbach L550E) потужністю 50 к.с. [6] або 37 кВт, тому «мопедний» звук ударного БПЛА чутно за кілометри.

Shahed 136 має трикутне крило і побудований за схемою "безхвостка" (рис.1.6) [6].

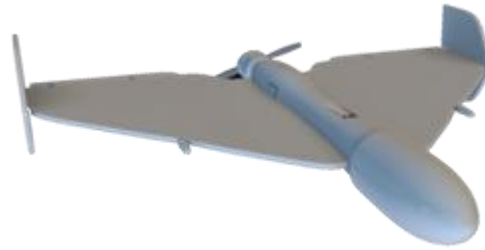


Рисунок 1.6 – БПЛА Shahed 136

Безпілотник має загальну довжину близько трьох метрів та розмах крил трохи більше двох метрів, вага близько 440 фунтів (200 кг) [6]. Вага бойової частини 40-50 кг [6].

Тактико-технічні характеристики БПЛА Shahed 136 наведені у табл.1.2.

Таблиця 1.2 – Тактико-технічні характеристики БПЛА Shahed 136

Довжина корпусу	3,5м
Довжина розмаху крил	2,5 м
Вага апарату	200 кг
Вага бойової частини	30-50 кг
Радіус ураження осколками	понад 100м
Тип двигуна	двотактний
Об'єм двигуна	550 куб. см
Швидкість	до 185 км/год
Дальність	до 2000 км.
Висота	до 5 км.
Період баражування	10-12 годин
Тип навігації	супутникова + інерційна
Вартість	від 20 до 50 тисяч доларів.

З недоліків БПЛА Shahed 136 відзначається таке.

БПЛА шумний, його при підльоті до цілі нескладно виявити візуально, він досить повільний і може бути вражений з усього спектра озброєння, включаючи стрілецьку зброю та скорострільні зенітні знаряддя.

При виробництві БПЛА використовується доступна цивільна електроніка [6], наводиться він за сигналами GPS/ГЛОНАСС. Однак розбирання збитих БПЛА показало, що Shahed 136 також має просту інерційну систему навігації, тому навіть за успішної роботи РЕБ може продовжувати рухатися до мети з прийнятною точністю.

На думку військових експертів, використання ЗРК проти Shahed 136 також неефективне, оскільки він коштує набагато дешевше за ракету ЗРК. Експерти вважають, що проти Shahed 136 можуть бути ефективними системи зенітної артилерії та спеціально підготовлені стрілки.

Хоча, враховуючи його приблизну собівартість у 20 тис \$, навіть якщо вдасться збити 4-7 з 10 запущених дронів, його застосування все одно буде досить дешевим та ефективним [6].

1.3.2 БПЛА DJI Phantom 3

Phantom 3 – це третє покоління квадрокоптерів від DJI (рис.1.7). У своїх пристроях компанія DJI робить ставку на дальність польоту та можливість пілотування коптера, навіть коли він знаходиться поза зоною прямої видимості [7]. Це досягається завдяки вбудованій камері із функцією потокової передачі відео на смартфон. Крім того, квадрокоптери лінійки Phantom мають широкі програмні можливості та різні режими польоту.

Phantom 3 має роботизований підвіс камери, який забезпечений амортизаторами для усунення тремтіння камери при зйомці під час польоту. Положенням камери можна керувати по вертикалі. Кут відхилення об'єктива може становити від 30° вверх та 90° вниз (для зйомки земної поверхні). Для огляду камери по горизонталі необхідно розгортати сам коптер.



Рисунок 1.7 – БПЛА DJI Phantom 3

Тактико-технічні характеристики БПЛА DJI Phantom 3 наведені в табл.1.3 [7].

Таблиця 1.3 – Тактико-технічні характеристики БПЛА DJI Phantom 3

Параметр	Значення
Максимальна швидкість польоту	16 м/с
Максимальна швидкість зльоту	5 м/с
Максимальна швидкість зниження	3 м/с
Кількість двигунів	4
Навігація	GPS/GLONASS
Роздільна здатність камери	12 Мп
Максимальний час польоту	23 хв.
Ємність і тип акумулятора	68 Втч, Li-Pol
Вага	1216 г

Розглянемо особливості методів виявлення БПЛА.

1.4 Методи виявлення БПЛА

Для виявлення БПЛА використовують радіолокаційні, радіочастотні, оптико-електронні, тепловізійні або акустичні системи, що відстежують відбиті або випромінювані радіосигнали, чи енергетичні контрасти у видимому та інфрачервоному діапазонах спектра, звукові сигнатури шуму БПЛА.

Радіолокаційний метод [8, 12]. Пошук БПЛА з використанням методу активної радіолокації є досить ефективним, радіолокаційні станції (РЛС) мають велику імпульсну потужність і достатньо велику дальність виявлення.

Водночас, РЛС можуть бути викриті супротивником за власним випроміненням. Радіолокаційне виявлення БПЛА може бути максимально вигідним тоді, коли не вимагається скритність роботи.

Більшість БПЛА виробляють з композитних матеріалів, які погано відбивають електромагнітні хвилі, що суттєво знижує ефективну площу розсіювання (ЕПР) і відбитий сигнал.

Радіочастотний метод (радіотехнічна розвідка [8]). БПЛА можуть бути виявлені шляхом приймання, ідентифікації і пеленгації радіосигналів зв'язку та керування, радіолокаційних вимірювачів висоти та випромінень іншого радіоелектронного обладнання, встановлених на борту БПЛА. При цьому, точність виявлення зростає при збільшенні часу спостереження.

В даному методі потрібно мінімальне устаткування, він дає змогу швидко визначити координати БПЛА та передати цілевказівку на засоби подальшого спостереження або ураження цілі. Однак, існують БПЛА, наприклад Shahed 136, що працюють в автономному режимі. Тобто радіочастотний метод в даному випадку неможливо застосувати.

Оптико-електронний метод [9]. Оптико-електронне виявлення БПЛА дуже залежить від фізичної видимості об'єкта (день-ніч, ясно-похмуро-опаді).

В разі наявності оптичної видимості завдяки звуженню поля зору об'єктиву відбувається збільшення дальності виявлення. Але водночас збільшується і час пошуку. Тому оптико-електронні системи мають обмеження для проведення пошуку. При надходженні зовнішніх цілевказівок від більш дієвого методу, оптичні сенсори можуть бути ефективно використані для супроводу і пеленгації БПЛА.

Через те що БПЛА є набагато меншими за розмірами ніж пілотовані літальні апарати, то це ускладнює їх виявлення оптико-електронними засобами. Порівняно з контрастністю зображення літака контрастність БПЛА відносно фону навколишнього середовища є меншою через відсутність світлових маяків і меншу відбиваючу поверхню. Крім того, нічні БПЛА

фарбують у чорний колір, зменшуючи їх помітність навіть при наявності світла прожекторів.

Тепловий (інфрачервоний) метод [10]. Тепло від БПЛА випромінюється найбільше силовою установкою і меншою мірою електронними пристроями, а також компонентами гальмування на несучих краях крил, пропелерів і гвинтів. Розробники БПЛА намагаються направити теплове випромінювання в небо щоб ускладнити роботу приймачів теплового випромінювання, розміщених на землі. Крім того, використовують матеріали з малою випромінювальною здатністю, такі як срібло і алюміній.

За ефективність виявлення БПЛА в тепловому діапазоні відповідають тепловий контраст з фоном, випромінювальна здатність, площа випромінювання.

Акустичний метод [11-15]. Акустичні шуми БПЛА є дуже важливим фактором, що дозволяє підвищити ефективність виявлення БПЛА в умовах, за яких та радіолокаційні, радіочастотні, оптичні та теплові методи не можуть забезпечити потрібної ймовірності його виявлення.

Акустичні хвилі (шуми) БПЛА приймаються одним або найчастіше декількома мікрофонами, які перетворюють звуковий в тиск у електричний сигнал.

Узагальнений спектр звукового випромінювання БПЛА обумовлений гармонійними і широкосмуговими складовими. В звуковий спектр входять гармонійні складові шуму: двигуна, обертів лопаті, механізмів БПЛА, а також низькочастотна і високочастотна складові випромінювання двигуна з безперервними по частоті спектрами [12]. Це і є характерні ознаки, за якими можна відрізнити шум БПЛА від інших акустичних шумів.

Найбільш дієвим напрямком ефективного виявлення БПЛА є комплексування інформації, що дають різні методи виявлення [15]. Але для реалізації комплексних методів потрібно застосувати більшу кількість обладнання, що збільшує розміри та вартість таких систем, зменшує їх мобільність. Порівняння методів виявлення БПЛА наведено у табл. 1.4.

Таблиця 1.4 – Порівняння методів виявлення БПЛА

Метод	Дальність, м	Обмеження	Скритність
Радіочастотний	>2000	Пряма видимість, потужність випромінення БПЛА	Так
Радіолокаційний	>2000	Пряма видимість	Ні
Лідарний	до 1000	Погодні умови	Ні
Оптичний	до 1000	Час доби, погодні умови	Так
Тепловий	до 500...600	Тепловий контраст БПЛА з фоном	Так
Акустичний	100...300	Фонові акустичні шуми	Так

Отже, підсумувавши переваги і недоліки розглянутих методів виявлення БПЛА, можна дійти висновку, що для виявлення малих БПЛА та БПЛА з бензиновим двигуном, які є найбільш часто використовують у вирішенні цивільних і військових завдань суттєву увагу потрібно приділяти дослідженню акустичних методів виявлення БПЛА.

1.5 Акустичне виявлення БПЛА

Акустична локація – це використання звуку для визначення відстані та напрямку до якогось предмету. Локація може бути активною та пасивною, і може проводитись у газах (наприклад у атмосфері), у рідинах (наприклад у воді) та у твердих речовинах (таких як земля).

Активна акустична локація включає в себе створення звуку для створення ехо, яке потім аналізується для визначення місця розташування певного об'єкта.

Пасивна акустична локація включає в себе виявлення звуку чи вібрації, створених об'єктом, які виявляють і потім аналізують для визначення місця розташування даного об'єкта.

Для виявлення випромінених або відбитих акустичних сигналів використовують окремі мікрофони або масиви мікрофонів. Для підсилення звуку та збільшення спрямованості використовують акустичні дзеркала.

Зазвичай використовується більше одного пристрою, і тоді локація триангулюється між кількома пристроями.

Історично пасивні акустичні локатори були першими технічними засобами виявлення літаків. На початку ХХ століття була сконструйована низка приладів для розширення можливостей людського слуху, деякі з них можна побачити на рис.1.8 [1].

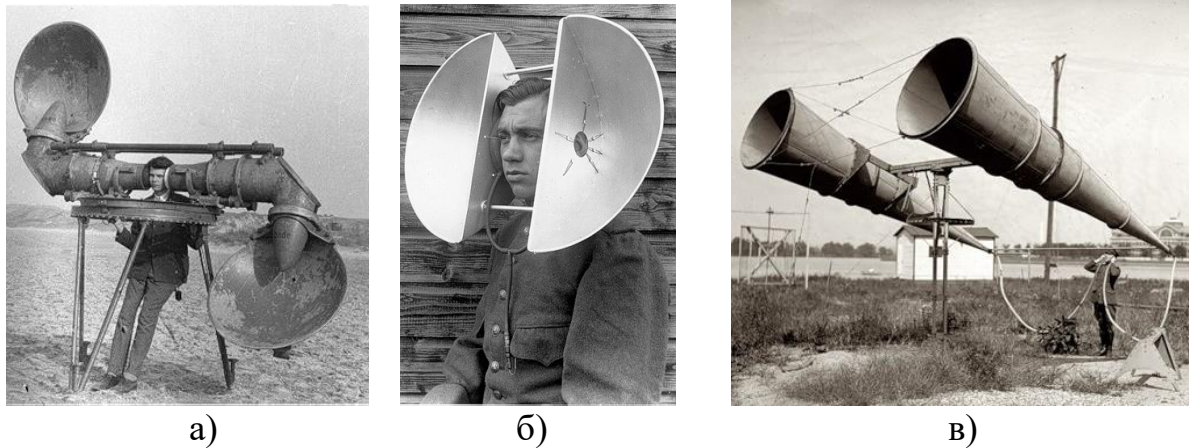


Рисунок 1.8 – Перші акустичні локатори початку ХХ сторіччя:
Чехія (а), Голландія (б), США (в)

Основна проблема пасивних акустичних локаторів – високий рівень природних та штучних фонових шумів [15]. Сьогодні цю проблему намагаються вирішити за допомогою сучасних засобів цифрової обробки сигналу. Особливо ефективним акустичний метод виявлення може бути для БПЛА з двигунами внутрішнього згоряння (ДВЗ), наприклад Shahed 136. На рис. 1.9 зображено функціональну схему системи пасивного акустичного виявлення БПЛА.

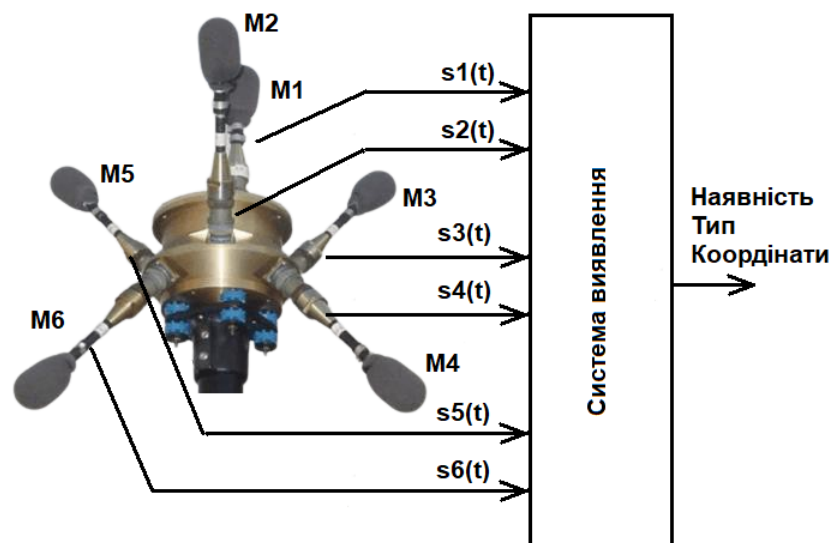


Рисунок 1.9 – Функціональна схема системи акустичного виявлення БПЛА

У склад системи виявлення входять малошумні підсилювачі, АЦП, засоби цифрової обробки сигналів (ЦОС).

Дальність виявлення суттєво залежить від відношення сигнал-шум. Рівень шуму малих БПЛА типу DJI Phantom складає 60...70 дБ в безпосередній близькості [7]. Рівень шуму БПЛА типу Shahed 136 близько 85...95 дБ [6]. В той же час фоновий акустичний шум може становити 40 дБ і вище.

При використанні неспрямованих мікрофонів доцільно використовувати багатоканальний варіант з розміщенням мікрофонного масиву у горизонтальній та вертикальній площинах. Це дозволить застосувати при ЦОС методи зворотного синтезу апертури для підвищення роздільної здатності системи і збільшення відношення сигнал-шум.

1.6 Висновки по розділу 1

1. Основними джерелами шуму малих БПЛА є двигун та повітряний гвинт. Рівень акустичного шуму БПЛА з електродвигуном приблизно на 20...30 дБ менше ніж у БПЛА з ДВЗ. Електричним двигунам властиві більш тихі шумові характеристики, але такі БПЛА мають обмежену автономність і радіус польоту.

2. Для виявлення БПЛА в умовах бойових дій найдоцільніше використовувати пасивні методи, що дозволяють залишатися непоміченим засобами протидії супротивника.

3. Результуючий спектр акустичного випромінення БПЛА зумовлений гармонічними та широкосмуговими складовими. Акустичний сигнал складається з шуму двигуна, обертання лопатей повітряного гвинта, механічних деталей двигуна.

4. Спектр акустичних шумів БПЛА мають чітко виражені гармоніки, які кратні частоті руху лопатей повітряного гвинта. При значній різниці в режимах роботи двигунів БПЛА спектральні максимуми поділяються на

декілька гармонік, цей чинник можна використати як звукову ознаку для виявлення і ідентифікації БПЛА.

5. Дальність виявлення БПЛА акустичним методом залежить в основному від відношення сигнал-шум, причому основний вклад мають акустичні фонові шуми природного і штучного походження.

6. Розробка і удосконалення методів виявлення малих БПЛА з електричним або бензиновим двигуном шляхом прийому і аналізу акустичних сигналів є актуальним завданням, що вимагає досліджень.

7. Кваліфікаційна робота виконується на кафедрі МІРЕС ХНУРЕ. На кафедрі проводяться дослідження в таких наукових областях, як виявлення та розпізнавання БПЛА за результатами акустичного спостереження [11, 13-17], створення систем зондування атмосфери за допомогою акустичних хвиль [18-21]. Отже, дослідження в даній роботі пов'язані і ґрунтуються на традиційному напрямку робіт колективу і студентів кафедри МІРЕС.

2 МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ

2.1 Постановка задачі

Блок аналізу призначений для трансформації прийнятого сигналу БПЛА з акустичної форми набір інформативних параметрів, здатних з достатньою повнотою описати звуковий образ. Метою даного етапу обробки є позбавлення від нерелевантних та надлишкових ознак для даного типу акустичних сигналів та виділення релевантної інформації. Виходом є неоднорідний параметричний вектор, що поєднує у своєму складі абсолютні та динамічні (найчастіше перші та другі похідні) спектральні ознаки.

Нині сформувалося дев'ять класів алгоритмів акустичного аналізу для подальшого застосування в автоматичному виявленні, розпізнаванні та ідентифікації джерела звукового сигналу (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Класифікація алгоритмів акустичного аналізу

Методи смугового аналізу почали розроблятися для застосування ще в аналогових схемах, але використовуються досі. Методи лінійного передбачення розроблені у 1970-х роках і залишалися домінантною технікою до ранніх 1980-х. В даний час і перетворення Фур'є, і коефіцієнти лінійного передбачення широко застосовуються в різних акустичних задачах. Вейвлет-перетворення на даний час перебуває у стадії активної розробки.

2.2 Безфільтрові методи спектрального аналізу

Найбільш поширеним методом аналізу акустичних даних є перетворення Фур'є [26], яке розкладає складний хвильовий процес на елементарні гармонічні коливання та описує його властивості на основі тригонометричних функцій.

Дискретне перетворення Фур'є (ДПФ) оцифрованого сигналу обчислюється так [26]:

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \exp(-2\pi jk \frac{n}{N}), \quad (2.1)$$

де $s(n)$ – оцифрований аудіосигнал;

– N – число відліків;

– $\omega_k = \frac{2\pi k}{N} F_s$ – кутова частота;

– $f_k = \frac{k}{N} F_s$ – лінійна частота;

– F_s – частота дискретизації.

– $S(k)$ – частотний спектр сигналу,

– k – частотний індекс.

Дискретне перетворення Фур'є є зручним засобом аналізу внаслідок наочності інтерпретації його результатів, але надає лише узагальнені відомості про спектральний склад сигналу. Гармонічні функції відображають специфічні особливості сигналу (перепади нескінченної крутості, розриви, сходи, піки) лише без обмежень за кількістю членів ряду. На практиці внаслідок обмеження щодо числа членів ряду Фур'є на околицях стрибків і розривів відновленого сигналу виникають осциляції.

Для вирішення зазначених проблем використовується короткочасне перетворення Фур'є

$$S_l(k) = \sum_{n=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} w(n) \cdot s(n + lH) \cdot \exp(-2\pi jk \frac{n}{N}), \quad l = 0, 1, \dots, \quad (2.2)$$

де $w(n)$ – аналітичне вікно,

s – фрагмент вхідного сигналу,

l – індекс, що вказує порядковий номер кадру (або часовий індекс),

H – крок.

Як показує (2.2), короточасне перетворення Фур'є дозволяє здійснити перехід від амплітудного до частотно-часового подання сигналу на основі згортки досліджуваного сигналу та віконної функції. Обчислення ДПФ на кожному інтервалі, що виділяється ковзною функцією аналітичного вікна, розкриває особливості нестационарних сигналів. На сучасному етапі досліджень як аналітичні віконні функції використовуються найпростіші прямокутні та трикутні вікна, а також зважуючі вікна Хеммінга, Бартлетта, Гауса, Кайзера, Ганна, Блекмана, Кайзера та ін [26], які знижують спотворення з допомогою вибору граничних умов.

На рис. 2.2 показані часова реалізація шуму БПЛА (а) і його спектр (б). Спектр отримано з віконною функцією Бартлетта, розмір вікна 2048 відліків, що при частоті дискретизації 44,1 кГц відповідає 46,44 мс.

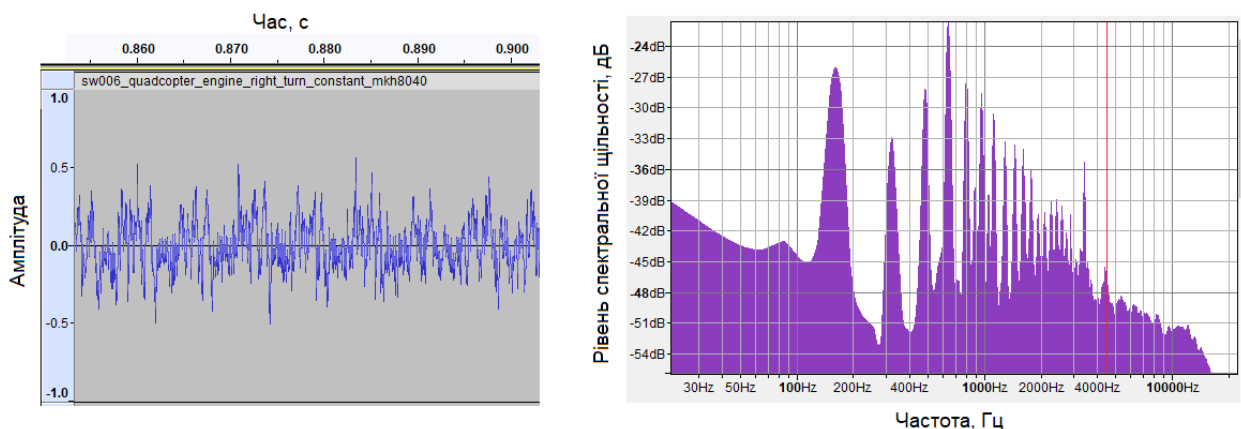


Рисунок 2.2 – Часова реалізація шуму БПЛА (а) і його спектр (б)

Часова роздільна здатність віконного перетворення визначається розміром аналітичного вікна. Оскільки частотний спектр сигналу та його тривалість пов'язані обернено пропорційно, то для обраного значення частотного розрізнення Δf ширина віконної функції обчислюється як $1/\Delta f$.

На практиці частіше всього розмір вікна визначається усередненим періодом основного тону. В межах вікна сигнал вважається стаціонарним.

До основних недоліків Фур'є-аналізу можна віднести відсутність ускладненість параметричного представлення сигналу, що вимагає додаткової обробки та стиснення. З огляду на це активно розробляються методи обробки звукових сигналів, що базуються на вейвлет-перетворенні, а також набув популярності аналіз кепстру.

Для відділення сигналу збудження від сигналу мовного тракту вдаються до кепстрального аналізу [27]. Кепстр – це спектр логарифму спектру часової хвилі:

$$c(n) = F^{-1} \{ \log |F[s(n)]| \}, \quad (2.3)$$

де F і F^{-1} – пряме і зворотнє ДПФ.

На попередньому етапі обробки сигнал фільтрується з метою посилення високочастотних складових спектру [26]:

$$s_p(n) = s(n) - as(n-1), \quad a = 0,95 \dots 0,98. \quad (2.4)$$

Потім сигнал фреймується і згладжується віконною функцією, зазвичай Хеммінга. На наступному етапі здійснюється згортка спектра, отриманого за допомогою перетворення Фур'є, зі спектром прийнятого набору фільтрів. Отриманий загальний спектр логарифмується. І, нарешті, застосовується дискретне косинусне перетворення для обчислення кепстральних коефіцієнтів.

Дане перетворення дозволяє уявити спектр у стиснутій формі.

Аналіз кепстру послужив основою розробки цілого сімейства алгоритмів, серед яких найбільшого поширення набув метод мел-частотних кепстральних коефіцієнтів (MFCC).

Метод кепстральних мел-частотних коефіцієнтів (MFCC) спочатку був запропонований для ідентифікації односкладових слів у безперервному мовленні. Обчислення MFCC є імітацією функціонування слухової системи людини та призначене для штучної реалізації принципів роботи вуха.

MFCC ґрунтується на дезінтеграції сигналу за допомогою набору фільтрів. Реалізація MFCC зводиться до дискретного косинусного перетворення (DCT) реального логарифму короткочасного енергетичного спектра, що відображається на шкалі частот мел.

2.3 Фільтрові методи спектрального аналізу

Принципи MFCC засновані на відомій нерівномірності розташування частотних фільтрів людського вуха, упорядкованих лінійно на низьких частотах та логарифмічно на високих частотах для збереження фонетично важливих властивостей мовного сигналу.

В основі фільтрових методів спектрального аналізу лежать властивості людського слуху, а саме:

- звуковий тиск – не є зовсім точною мірою гучності звуку, тому і ввели емпірично підібрані логарифмічні одиниці гучності – фон (рис.2.3,а);

- висота звуку m , що сприймається людським слухом, логарифмічно залежить від його частоти f (рис.2.3, б)

- частоти складного звуку в межах певних критичних смуг пропускання навколо деякої номінальної частоти не можуть бути індивідуально ідентифіковані (рис.2.3, в).

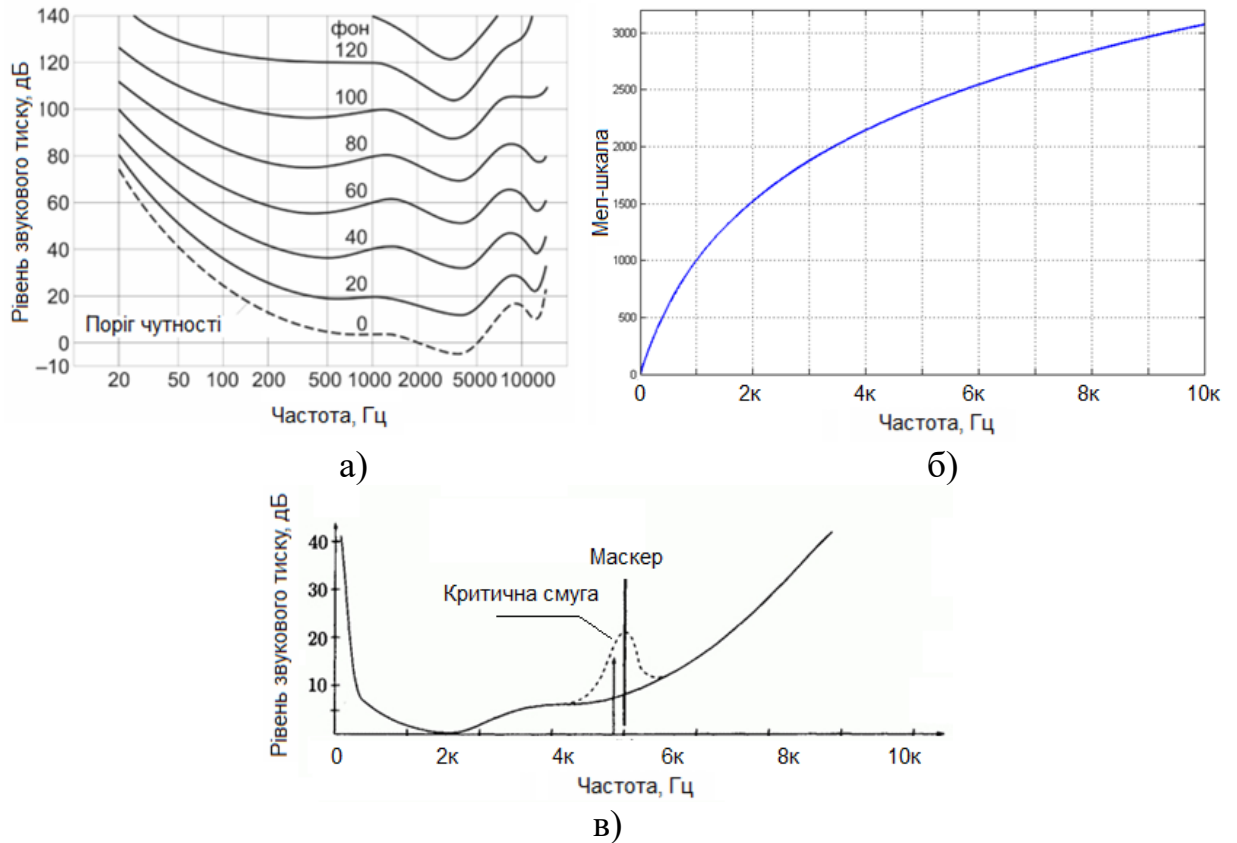


Рисунок 2.3 – Основа методів спектрального аналізу (а – криві рівної гучності, б – залежність висоти звуку від частоти, в – критична смуга слуху)

Для опису частотної селективності людського слуху було запропоновано три шкали, які дають змогу виявити характеристики, що ідентифікують джерело. Подібні шкали дозволяють наблизитися до механізмів людського сприйняття, яке поки що лідирує серед відомих систем розпізнавання джерел звуку. Можна вважати критичні смуги ще однією характеристикою звуку, подібною до його частоти. Однак, на відміну від частоти, яка абсолютна і не залежить від органів слуху, критичні смуги визначаються відповідно до слухового сприйняття.

Е. Цвікером в 1957 році була запропонована концепція розподілу частотного діапазону на критичні смуги слуху – барки [27]. Існують аналітичні формули для переходу між частотами та шкалою барків

$$Bark(f) = 26,81(1 + 1960 / f)^{-1} - 0,53, \quad (2.5)$$

і для обчислення ширини критичної смуги [27]:

$$B = \frac{52548}{Bark^2 - 52,56Bark + 690,39}. \quad (2.6)$$

Критерієм задовільності цієї чи іншої апроксимації є не тільки оцінка абсолютного відхилення, але також простота аналітичного виразу та його оборотність.

Шкала мел є альтернативним відображенням акустичної частоти f на шкалу сприйманих частот і визначається так [3, 11]:

$$mel = 1125 \ln(1 + f / 700). \quad (2.7)$$

Дане перетворення розроблено з урахуванням нелінійних особливостей сприйняття висоти тону [27] і часто використовується для обробки музичних творів. Мел апроксимується як лінійна шкала в діапазоні від 0 до 1000 Гц, а потім у вищому діапазоні частот як логарифмічна.

Алгоритм обчислення мел-коефіцієнтів включає такі кроки:

- розбиття вихідного сигналу на короткі проміжки – вікна чи фрейми (frames) $s(n)$, де $n = 0 \dots N - 1$ – номер відліку;
- перехід до представлення сигналу в частотній області через дискретне перетворення Фур'є (ДПФ), обчислення спектра сигналу:

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \exp(-2\pi jk \frac{n}{N}), \quad (2.8)$$

де $k = 0 \dots N - 1$ – номер спектрального відліку;

– отримання мел-частотних спектральних коефіцієнтів – спектральної щільності, за допомогою накладання банку мел-фільтрів (рис.2.4):

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k < f(m-1) \\ \frac{k - f(m-1)}{f(m) - f(m-1)}, & f(m-1) \leq k < f(m) \\ \frac{f(m+1) - k}{f(m+1) - f(m)}, & f(m) \leq k < f(m+1) \\ 0, & k > f(m+1) \end{cases}. \quad (2.6)$$

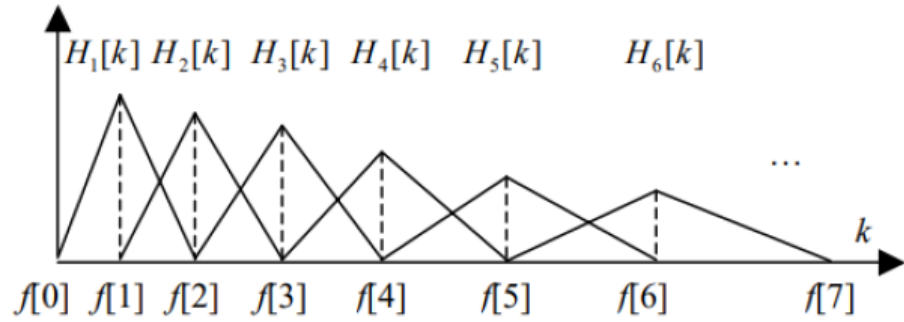


Рисунок 2.4 – Трикутні фільтри при обчисленні мел-коефіцієнтів

– розрахунок енергії для кожного вікна:

$$S_e(m) = \ln \left(\sum_{k=0}^{N-1} |S(k)|^2 H_m(k) \right). \quad (2.7)$$

– застосування ДКП

$$c(n) = \sum_{m=0}^{M-1} S_e(m) \cos(\pi n(m+1/2)/M), \quad n = 0..M-1. \quad (2.8)$$

На рис.2.5 представлений спектр сигналу БПЛА і спектр отриманий з використанням алгоритму MFCC [28].

Таким чином, ми маємо дуже невеликий набір значень, який при розпізнаванні замінює тисячі відліків акустичного сигналу. Для завдання розпізнавання слів потрібно брати перші 13 із 24 обчислених коефіцієнтів [27]. У будь-якому випадку це набагато менший обсяг даних, ніж спектрограма або часове представлення сигналу.

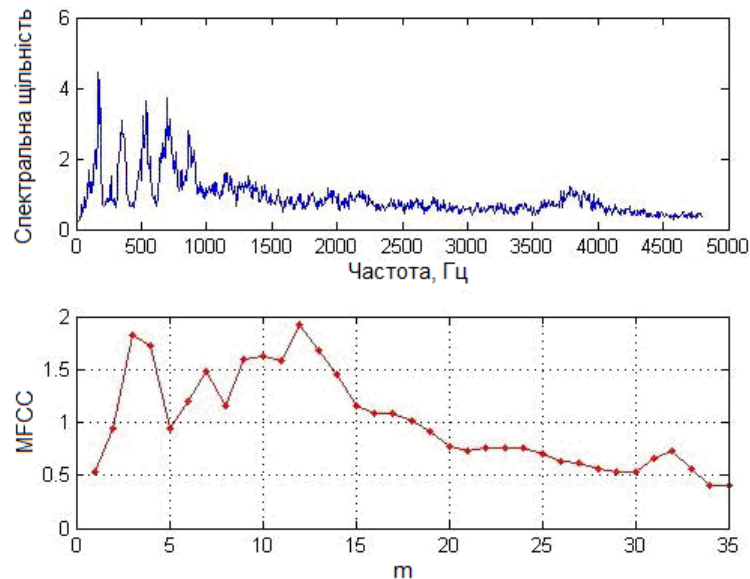


Рисунок 2.3 – Спектр сигналу БПЛА і спектр MFCC

Також може допомогти зважування віконних функцій. Все залежить від алгоритму розпізнавання, на вхід якого ми надамо отриманий результат.

2.4 Методи лінійного передбачення

Проаналізуємо лінійне передбачення – широкий клас методів параметричної підгонки спектра досліджуваного сигналу для обчислення його фундаментальних складових. На відміну від моделей, що ґрунтуються на лінійному спектральному аналізі, параметричне моделювання розглядає побудову моделі спектру як авторегресивний процес.

Математично мовний сигнал представляється як згортка функції збудження та набору лінійних фільтрів описується наступним рівнянням [27]:

$$s(n) = \sum_{k=1}^p \alpha_k s(n-k) + Gu(n), \quad (2.9)$$

де α_k – коефіцієнти цифрового фільтра,

G – коефіцієнт посилення,

$u(n)$ – сигнал збудження.

Лінійне передбачення шукає таку модель сигналу, на виході якої кожен поточний відлік є лінійною комбінацією попередніх відліків:

$$\hat{s}(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + \varepsilon(n), \quad (2.10)$$

де p – число коефіцієнтів моделі передбачення,

a_k – коефіцієнти лінійного передбачення,

$\varepsilon(n)$ – похибка передбачення:

$$\varepsilon(n) = s(n) - \hat{s}(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k). \quad (2.11)$$

Якщо сигнал задовольняє моделі, а також $\alpha_k = a_k$, порівнюючи (2.9) і (2.10), отримаємо

$$\varepsilon(n) = Gu(n). \quad (2.12)$$

Тобто, як показує (2.12), фільтр похибки передбачення є зворотним фільтром лінійної системи. Тому, мінімізуючи середньоквадратичну похибку передбачення можна з високою точністю оцінити параметри лінійної системи.

На практиці завдання лінійного передбачення зводиться до обчислення набору коефіцієнтів лінійного передбачення. Існує три основні способи обчислити коефіцієнти передбачення:

- коваріантні методи на основі коваріантної матриці (або метод найменших квадратів) [27],
- методи автокореляції [27],
- методи сходових фільтрів (гармонічні) [27].

У розпізнаванні мови майже скрізь використовується метод автокореляції внаслідок ефективності та стабільності.

На рис.2.4 показані параметричні авторегресійні спектри акустичного сигналу БПЛА, отриманого з висоти 40 м: а – для класичної моделі авторегресії; б – для моделі авторегресії у поданні сигналу «складовим векторним випадковим процесом» (СВВП) [29].

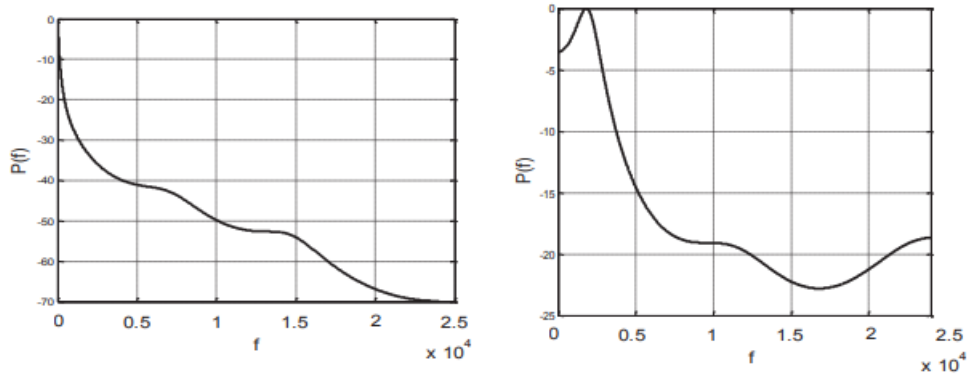


Рисунок 2.4 – Параметричні авторегресійні спектри акустичного сигналу БПЛА: а – для класичної моделі авторегресії, б – для моделі авторегресії СВВП

Розпізнавання сигналів БПЛА в [28] пропонується виконувати за найбільш яскраво вираженим першим піком спектру – основним тоном. При цьому інформація про тонку структуру спектра, на жаль, виявляється втраченою. Отже, вбачається, що застосування фільтрових методів і методів лінійного передбачення суттєво скорочує кількість релевантної інформації про акустичний сигнал БПЛА, згладжуючи його лінійчатую спектральну структуру. Особливо буде впливати на результат розпізнавання сигналів БПЛА на фоні шуму. Шум буде одночасно діяти у всіх смугах фільтрових методів, що призведе до додаткового згладження векторів спектральних ознак. Тому що вклад енергії вузькосмугового процесу в кожен смугу частот буде набагато менше, ніж шуму, рівномірно розподіленого по спектру.

2.5 Спектрограма акустичного сигналу

Спектрограма (сонограма) – зображення, що показує залежність спектральної щільності потужності сигналу від часу. Спектрограми застосовуються для ідентифікації мовлення, аналізу звуків тварин, у різних

галузях музики, радіо- та гідролокації, обробці мовлення, сейсмології та інших областях.

Найбільш поширеним виглядом спектрограми є двовимірна діаграма (рис.2.5):

- на горизонтальній осі представлено час,
- на вертикальній осі – частота;
- третій вимір із зазначенням амплітуди на певній частоті в конкретний момент часу представлено інтенсивністю або кольором кожної точки зображення.

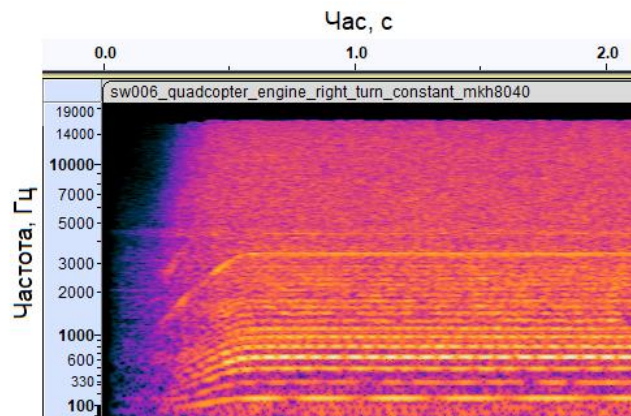


Рисунок 2.5 – Спектрограма запуску двигунів квадрокоптера

Є багато варіантів представлення: іноді вертикальна та горизонтальна осі включені так, що час біжить вгору та вниз, іноді амплітуда представлена вершинами у тривимірному просторі, а не кольором чи інтенсивністю. Частота та амплітуда осей може бути лінійними чи логарифмічними, залежно від того, з якою метою використовується графік. Аудіо зазвичай може бути представлено з логарифмічною віссю амплітуди (часто, в децибелах або дБ), і частота буде лінійною, щоб підкреслити гармонійні відношення, або логарифмічної, барк, або мел, щоб підкреслити музичні, тональні відношення.

Спектрограма зазвичай створюється одним із двох способів: апроксимується, як набір фільтрів, отриманих із серії смугових фільтрів (це був єдиний спосіб до появи сучасних методів цифрової обробки сигналів), або розраховується за сигналом часу, використовуючи віконне перетворення

Фур'є. Ці два способи фактично утворюють різні квадратичні частотно-тимчасові розподіли, але еквівалентні за певних умов.

Метод смугових фільтрів зазвичай використовують у аналоговій обробці для поділу вхідного сигналу на частотні діапазони. Створення спектрограм за допомогою віконного перетворення Фур'є зазвичай виконується методами цифрової обробки. Проводиться цифрова вибірка даних у часовій області. Сигнал розбивається на частини, які зазвичай перекриваються, і потім проводиться перетворення Фур'є, щоб розрахувати величину частотного спектра для кожної частини. Кожна частина відповідає вертикальній лінії на зображенні – значення амплітуди в залежності від частоти у кожний момент часу. Спектри або часові графіки розташовуються поруч на зображенні чи тривимірній діаграмі.

Спектрограма сигналу $s(t)$ може бути оцінена шляхом обчислення квадрата амплітуди віконного перетворення Фур'є сигналу $s(t)$, таким чином:

$$\text{spectrogram}(t, f) = |STFT(t, f)|^2, \quad (2.13)$$

де $STFT$ – процедура короткочасного (віконного) перетворення Фур'є, що виконується у відповідності з виразом (2.2).

Як можна судити з рис.2.5, спектрограма зберігає тонку структуру спектра сигналу БПЛА, демонструючи при цьому часові варіації спектральних ліній. Розмір вікна повинен відповідати інтервалу стаціонарності сигналів, при цьому можна очікувати максимального контрасту спектральних ліній.

2.6 Реалізація нейромережі для обробки звукових сигналів

На сьогоднішній день нейронні мережі досягли значного успіху в галузі розпізнавання зображень та відеопослідовностей. Це стало можливим завдяки великим базам даних зображень з розміченими на них об'єктами.

В останні роки став активно розвиватися напрямок комп'ютерного слуху (Machine hearing). У рамках даного напрямку розробляються моделі машинного сприйняття та обробки акустичної інформації.

Розглянемо принцип роботи неймережі при розпізнаванні та обробці будь-яких акустичних сигналів.

Фахівці Лабораторії інформатики та штучного інтелекту (CSAIL) Масачусетського технологічного інституту розробили звукову систему машинного навчання SoundNet. На рис. 2.6 показано загальний алгоритм розпізнавання акустичного сигналу.

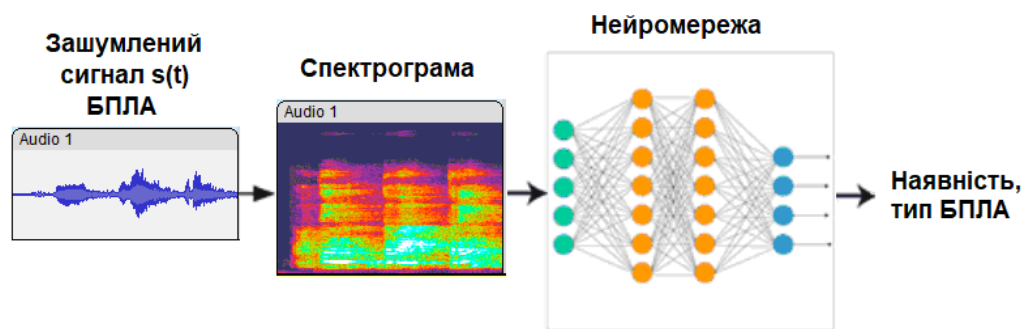


Рисунок 2.6 – Загальний алгоритм розпізнавання акустичного сигналу

Співробітники CSAIL використали метод відповідності між машинним зором та машинним слухом. Вони навчили неймережу автоматично розпізнавати звукові джерела з нерозміченого аудіоматеріалу.

Першим кроком в неймережевому алгоритмі розпізнавання звуку є перетворення часової реалізації звукового сигналу $s(t)$ у спектрограму $S(t, f)$ у відповідності з виразами (2.2) і (2.13).

На рис.2.7 показана архітектура неймережі SoundNet [25]. Вона показує високий результат під час функціонування в автономному режимі. Система класифікує принаймні три стандартні звукові сцени, на яких її тестували розробники неймережі.

Більш детальний аналіз неймережі SoundNet показав, що система самостійно розпізнає звуки, характерні для різних сцен. Одночасно зі сценою система розпізнає конкретний об'єкт, який є джерелом звуку.

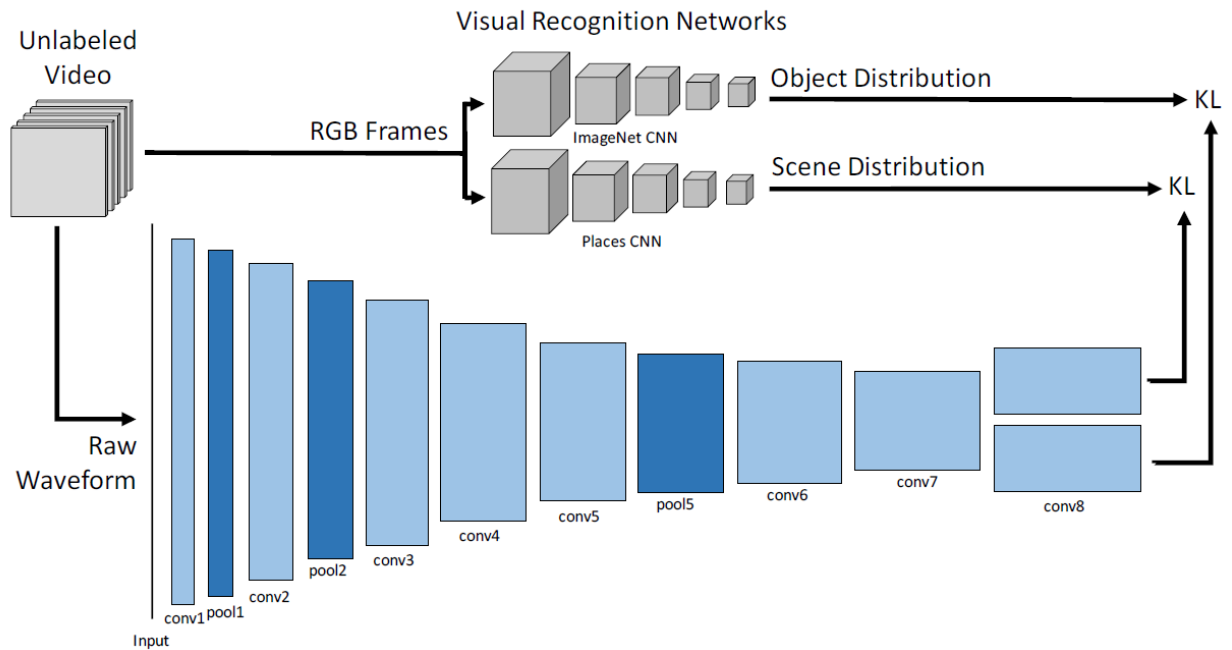


Рисунок 2.7 – Архітектура нейронної мережі SoundNet

Нижня частина мережі SoundNet, що обробляє аудіоінформацію, побудована на основі згорткової нейронної мережі (рис.2.8).

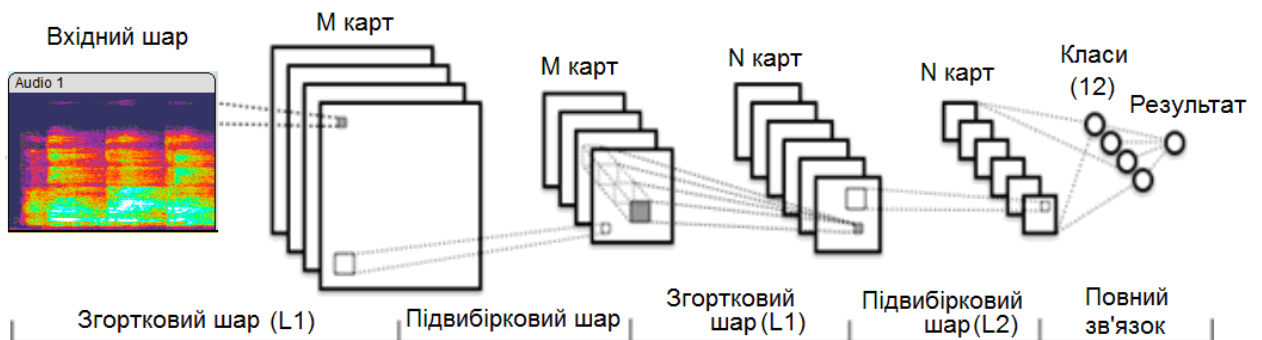


Рисунок 2.8 – Структура згорткової нейронної мережі

Задача, яка вирішується згортковою нейронною мережею – класифікація джерел звуку на основі їх спектрограм. Вихідні значення нейромережі знаходяться в інтервалі $[-1; 1]$ відповідно до обраної функції активації.

Вхідний шар розміром 27×27 нейронів не несе будь-якого функціонального навантаження, він призначений лише для передачі вхідного зображення в нейромережу.

Наступним за вхідним шаром йде згортковий шар $L1$. Даний шар має M згорткових площин (або карт) і виконує згортку вхідного зображення спектрограми за допомогою ядра згортки розміром 5×5 . Отже шар $L1$ здійснює M згорток зображення вхідної спектрограми. Кожна з наступних площин (карт) виділяє свої унікальні набори ознак з вхідного зображення спектрограми, тим самим підвищуючи стійкість нейромережі до різних реалізацій вхідної спектрограми.

Згортковий шар працює у відповідності з таким виразом:

$$y_q^{(i,j)} = a_q + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T w_{q,s,t} x_{q-1,s,t}, \quad (2.14)$$

де $y_q^{(i,j)}$ – нейрон згорткового шару мережі;

a_q – нейронне зміщення карти;

S, T – ширина та висота локального рецептивного поля;

$x_{q-1,s,t}$ – значення виходу нейронів попереднього шару;

$w_{q,s,t}$ – матриця коефіцієнтів синапсису.

Розміри згорткової карти визначаються за виразом:

$$w_c = w_u - K + 1, \quad (2.15)$$

$$h_c = h_u - K + 1, \quad (2.16)$$

де w_c, h_c – ширина та висота площини карти,

w, h – ширина і висота карти попереднього шару

K – розмір локального рецептивного поля.

Наступний за шаром $L1$ підвибірковий шар $S1$ складається із M карт характеристик. Даний шар має забезпечувати локальне усереднення. Після кожної процедури підвибірки точне місцеположення і специфічні ознаки

кожної ознаки стають менш суттєвими, що підвищує стійкість нейромережі до зміни масштабу і зсувів вхідного зображення.

Далі результат роботи нейрона пропускається крізь активаційну функцію. Кожна карта шару $S1$ пов'язана лише з однією картою шару $L1$. Розмір кожної карти шару $S1$ вдвічі менше розміру карти попереднього шару. Кожна карти шару $S1$ має один синаптичний коефіцієнт і нейронне зміщення.

Підвибірковий шар працює у відповідності з таким виразом:

$$y_q^{(i,j)} = a_q + \frac{1}{ST} w_q \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T w_{q,s,t} x_{q-1,s,t}, \quad (2.17)$$

де $y_q^{(i,j)}$ – нейрон згорткового шару мережі;

a_q – нейронне зміщення карти;

S, T – ширина та висота локального рецептивного поля;

$x_{q-1,s,t}$ – значення виходу нейронів попереднього шару;

w_q – матриця коефіцієнтів синапсису.

Після шару $S1$ розташований згортковий шар $L2$, що складається з N карт. Карти даного шару перехресно пов'язані з картами попереднього шару, отже утворюються карти характеристик, що містять в собі більшу різноманітність ознак, оскільки вони отримують різні набори вхідних даних. Отже, нейромережі надається здатність поєднувати різні види особливостей, щоби складати нові особливості, які менше залежні від спотворень зображення вхідної спектрограми.

Шар $S2$ є підвибірковим і також складається із N карт, по кожній на одну карту шару $L2$. Кожна карта шару $S2$ має єдиний синаптичний коефіцієнт і нейронне зміщення.

Останнім в нейромережі йде шар, що являє собою класичний перцептрон і він складається зі звичайних нейронів. Даний шар потрібен для класифікації образів, що були вилучені у попередніх шарах нейромережі.

Останній шар має таку кількість нейронів, що відповідають класам об'єктів розпізнавання. Кожний нейрон даного шару повністю зв'язаний з нейронами попереднього шару. Останній шар потрібен для обчислення підсумкового результату класифікації.

2.7 Висновки по розділу 2

1. Розглянуто спектральні методи виділення ознак акустичних сигналів. Дані методи можна класифікувати як безфільтрові (перетворення Фур'є, кепстральний і вейвлет-аналіз), фільтрові (барк-шкалування, мел-шкалування ERB), та методи параметризації спектрів на основі лінійного передбачення.

2. Дискретне перетворення Фур'є є зручним засобом аналізу внаслідок наочності його результатів. У разі спектрального аналізу нестационарних сигналів БПЛА доцільно застосовувати короткочасне перетворення Фур'є. Обчислення ДПФ у кожному інтервалі, що виділяється ковзною функцією аналітичного вікна, розкриває особливості нестационарних сигналів.

3. Часова роздільна здатність віконного перетворення визначається розміром аналітичного вікна, яке обирають не більше інтервалу стаціонарності сигналу. Вид аналітичного вікна (Хеммінга, Бартлетта, Гауса, Кайзера і т.д.) обирається, щоби знизити спотворення за допомогою граничних умов.

4. При розпізнаванні звуків до основних недоліків Фур'є-аналізу відносять велику кількість інформації і відсутність параметричного представлення сигналу. З огляду на це активно розробляються методи обробки звукових сигналів, що базуються на параметризації спектральних оцінок і формування більш простих векторів ознак.

5. Поширений метод мел-коефіцієнтів застосовує трикутні фільтри, що приблизно імітують критичні смуги пропускання людського слуху. Алгоритм обчислює енергію сигналу в кожному частотному вікні, після чого застосовує дискретне косинусне перетворення до отриманих коефіцієнтів.

6. Спектр MFCC містить дуже невеликий набір значень, який при розпізнаванні має замінити тисячі відліків спектру. Для завдання розпізнавання мови рекомендують брати перші 13...16 із 24 обчислених коефіцієнтів []. Порівнюючи спектр Фур'є і спектр MFCC можна відмітити, що на жаль, такі ознаки, як лінійчастість спектру, в MFCC втрачені. Подальша ефективність розпізнавання буде залежати від алгоритму класифікації, на вхід якого ми надамо отриманий результат.

7. Параметричне моделювання розглядає побудову моделі спектру як авторегресійний процес. Математично акустичний сигнал представляється як згортка функції збудження та набору лінійних фільтрів. Лінійне передбачення шукає таку модель сигналу, на виході якої кожен поточний відлік є лінійною комбінацією попередніх відліків. За отриманими коефіцієнтами фільтру будують параметричний спектр сигналу.

Розпізнавання сигналів БПЛА пропонується виконувати за найбільш яскраво вираженим першим піком спектру – основним тоном. При цьому інформація про тонку структуру спектра, на жаль, виявляється втраченою.

8. Отже, вбачається, що застосування фільтрових методів і методів лінійного передбачення суттєво скорочує кількість релевантної інформації про акустичний сигнал БПЛА, згладжуючи його лінійчату спектральну структуру. Особливо буде впливати на результат розпізнавання сигналів БПЛА на фоні шуму. Шум буде одночасно діяти у всіх смугах фільтрових методів, що призведе до додаткового згладження векторів спектральних ознак. Тому що вклад енергії вузькосмугового процесу в кожен смугу частот буде набагато менше, ніж шуму, рівномірно розподіленого по спектру.

9. В останні роки став активно розвиватися напрямок комп'ютерного слуху (Machine hearing). Багато моделей машинного сприйняття та обробки акустичної інформації побудовані на основі аналізу зображення спектрограм.

На вхід нейромережі подають спектрограму у вигляді кольорового зображення, де координати пікселя – це час і частота, а колір пікселя – це амплітуда. Задача нейромережі – класифікувати джерело звуку за його спектрограмою.

Навчання нейромереж проводять по великим масивам спектрограм сигналів з різним зашумленням. Для навчання потрібно мати також і чисті спектрограми.

10. Спектрограма розраховується за часовою реалізацією сигналу з використанням віконного перетворення Фур'є. Спектрограма зберігає тонку структуру спектра БПЛА, демонструючи при цьому часові варіації спектральних ліній. Розмір вікна повинен відповідати інтервалу стаціонарності сигналів, при цьому можна очікувати найкращої чіткості зображення при максимальному контрасті спектральних ліній.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРЕДСТАВЛЕННЯ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ БПЛА ДЛЯ ПОДАЛЬШОГО РОЗПІЗНАВАННЯ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ

3.1 Дослідження спектру Фур'є акустичних сигналів БПЛА

Акустичні сигнали БПЛА мають багаторівневу періодичну структуру, частоти гармонік яких є кратними числами. Отже, в алгоритмах виявлення і розпізнавання обов'язково має бути використана ознака кратності частот.

У рамках проведення акустичних вимірювань, які як правило відбуваються на фоні шумів та перешкод, слід приділяти значну увагу використанню алгоритмів, стійких до зовнішніх завад. Періодичний характер сигналу і спектру наstownує на застосування алгоритмів фільтрації і розпізнавання, орієнтованих на виявлення тонкої періодичної структури спектру.

Дослідження спектральних характеристик проводиться в програмному забезпеченні Audacity і MATLAB. Скрипт MATLAB для дослідження спектру акустичного сигналу наведено в додатку А.

Типові часова реалізація та спектр акустичного випромінювання БПЛА з бензиновим двигуном Shahed-136 зображено на рис.3.1.

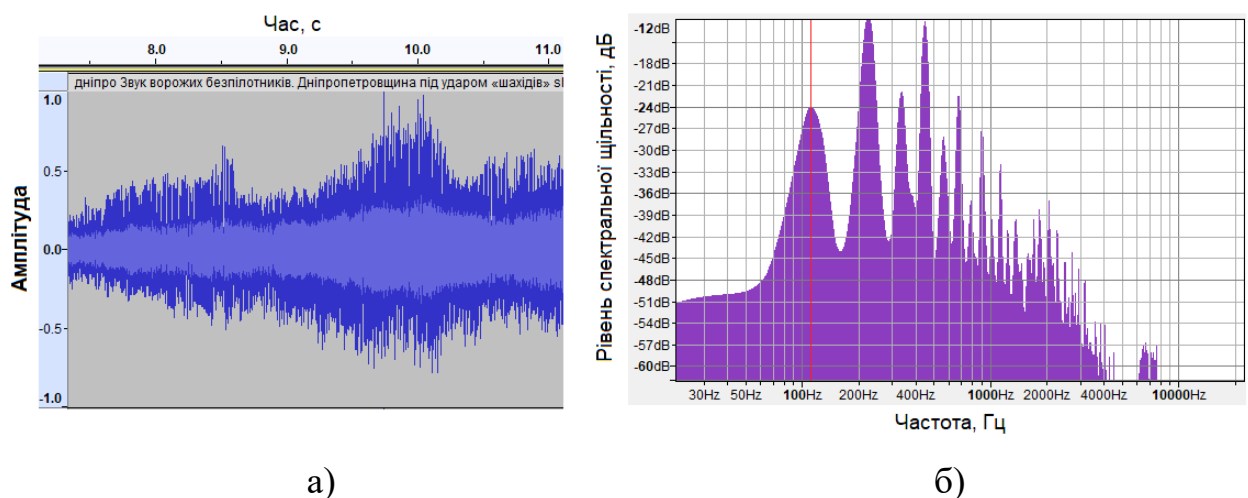


Рисунок 3.1 – Часова реалізація (а) і спектр (б) аудіосигналу Shahed-136

Спектр випромінювання містить набір дискретних складових, максимуми потужності гармонік розміщено в області частот 100...4000 Гц. Частота першої гармоніки становить 110 Гц, що дорівнює частоті руху єдиного повітряного гвинта з поправкою на ефект доплера. Наступні гармоніки кратні частоті 110 Гц.

На рис.3.2 показана спектрограма акустичного сигналу БПЛА Shahed-136. Частотний масштаб спектрограми відповідає барк-шкалі.

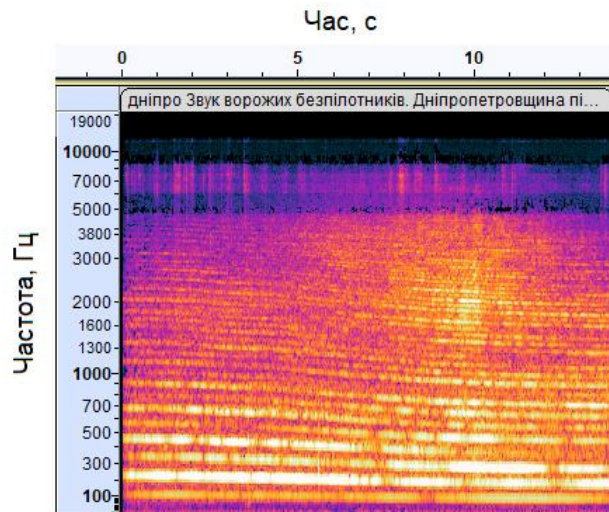


Рисунок 3.2 – Спектрограма аудіосигналу БПЛА Shahed-136

На спектрограмі помітно дрейф спектральних ліній шуму БПЛА, що обумовлено ефектом Доплера. Особливості даного і інших аудіозаписів в тому, що інформативною є смуга частот приблизно до 4 кГц. Далі спектр шуму БПЛА швидко спадає.

Спектр акустичного випромінювання БПЛА DJI Phantom 3 з 4 електродвигунами зображено на рис. 3.3. Даний запис зроблено в режимі зльоту. Пік амплітуди і подальше її зменшення обумовлено віддаленням БПЛА від мікрофону.

Максимуми потужностей розміщуються в області частот 100...5000 Гц. Частота першої гармоніки становить 170 Гц, що відповідає частоті руху 4-х повітряних гвинтів. Наступні гармоніки кратні частоті 170 Гц.

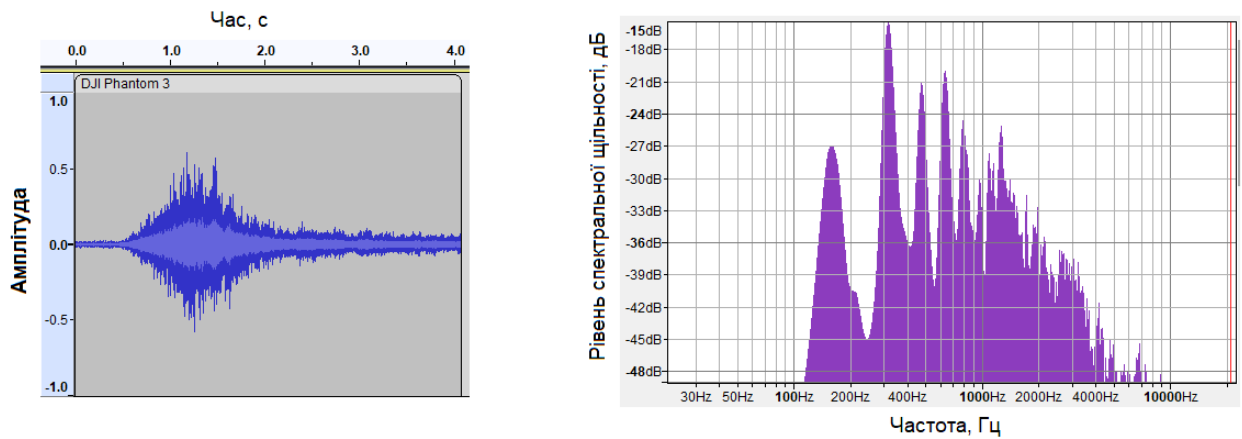


Рисунок 3.3 – Часова реалізація (а) і спектр (б) аудіосигналу DJI Phantom 3

На рис.3.4 показана спектрограма акустичного сигналу БПЛА DJI Phantom 3. Частотний масштаб спектрограми відповідає барк-шкалі.

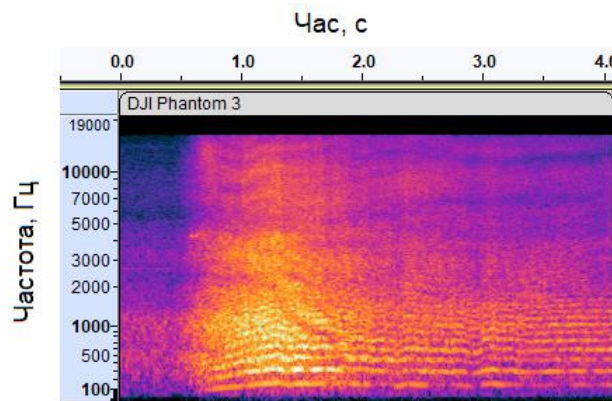


Рисунок 3.4 – Спектрограма аудіосигналу БПЛА DJI Phantom 3

На спектрограмі помітно дрейф спектральних ліній шуму БПЛА. В даному випадку це обумовлено більш зміною режиму двигунів на зльоті, ніж ефектом Доплера. В даному випадку БПЛА був близько від мікрофону, тому спектральні лінії чітко просліджуються аж до частоти приблизно 16 кГц.

При акустичному спостереженні до точки вимірювання надходять хвилі, що створені рухом кожної лопаті. Ці хвилі будуть повторюватись відповідну кількість разів. Через цю особливість можна виявити сигнал, що знаходиться нижче рівня власних шумів приймача та зовнішніх шумів. Це досягається завдяки некорельованості акустичних шумів, що надходять на вхід приймача.

Амплітуди гармонік обертання лопаті зі збільшенням частоти будуть зменшуватись, що також є акустичною ознакою сигналу БПЛА. В загальному випадку амплітуди є випадковими величинами. Фази гармонік розподілені за нормальним законом і також є випадковими.

Математично акустичне випромінювання гвинта можна представити у вигляді:

$$s(t) = \sum_{i=1}^k A_i \cos(2\pi M \cdot iF \cdot t + \varphi_i), \quad (3.1)$$

де k – кількість гармонік акустичного випромінювання;

A_i – амплітуда i -ої гармоніки;

φ_i – фаза i -ої гармоніки.

Такі сигнали на коротких інтервалах часу можна розглядати як стаціонарні і для аналізу використовувати методи спектрального оцінювання.

Порівнюючи результати досліджень акустичних сигналів БПЛА з нерухомим крилом та багатороторного типу то для перших гармонійна структура простежується досить добре. В БПЛА багатороторного типу виділення гармонік більш важке, так як максимуми спектральної потужності більш згруповані. Якщо збільшувати кількість повітряних гвинтів тоді спектр звукового сигналу стає більш подібним до шуму і в ньому більш важко відстежити гармоніки.

На рис.3.5 показано спектр і спектрограму акустичного випромінювання октокоптера R18 з вісім'ю повітряними гвинтами. Порівнюючи спектри і спектрограми сигналів quadro- і октакоптера можна відмітити більшу щільність і меншу вираженість спектральних ліній.

При проведенні звукових досліджень атмосферний шум завдає великого впливу. На рис. 3.6 показаний приклад згладженої реалізації спектру природних атмосферних шумів, яка залежить від ряду параметрів, що відображають стан приземного шару атмосфери в момент проведення вимірювань.

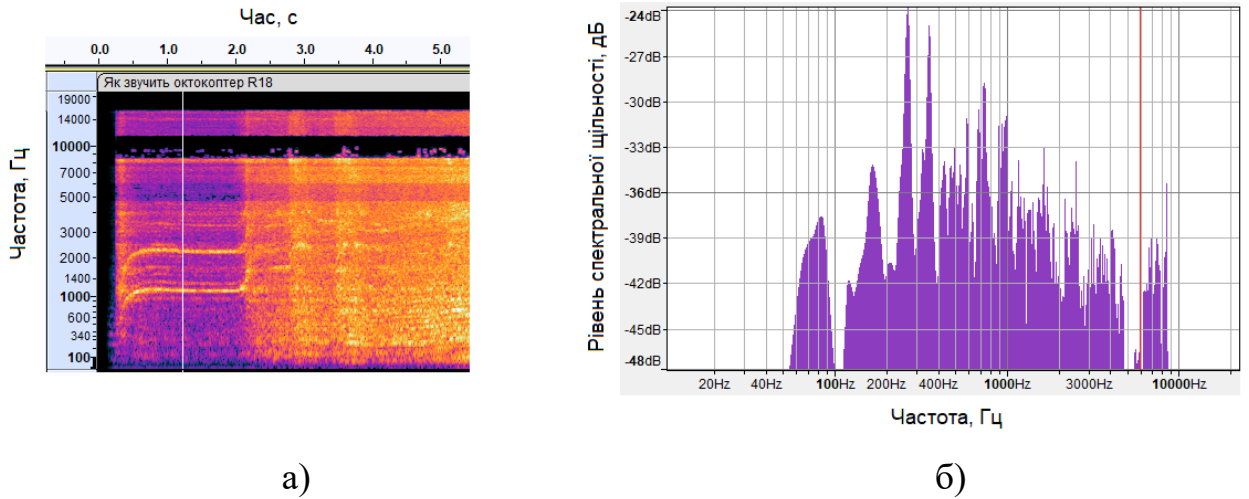


Рисунок 3.4 – Спектрограма (а) і спектр (б) аудіосигналу октокоптера R18

Спектр атмосферних шумів добре апроксимуються функцією логарифмічно-нормального закону розподілу

$$S_{aui}(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma f}} \exp\left(-\frac{(\ln f - \ln a)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3.2)$$

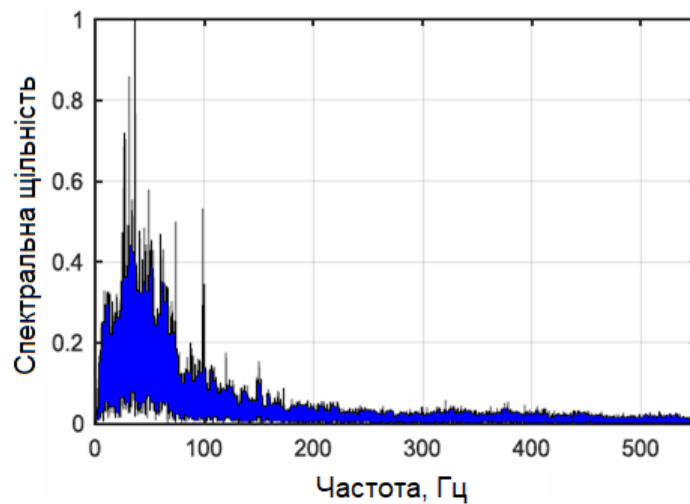


Рисунок 3.5 – Згладжена реалізація спектру природних атмосферних шумів

Як видно з рис.3.5, основна енергія атмосферного шуму знаходиться в смузі частот до 100 Гц. В той же час, основний тон сигналу БПЛА має

частоту більше 100 Гц. Отже, атмосферний шум в прийнятому сигналі можна зменшити шляхом фільтрації низьких частот (Low Cut Filter).

Також негативний вплив має дощ оскільки він утворює завади в ширшій смузі частот і низькочастотна фільтрація стає тоді недієвою. Спектрограма і спектри звуку дощу зображено на рис. 3.6.

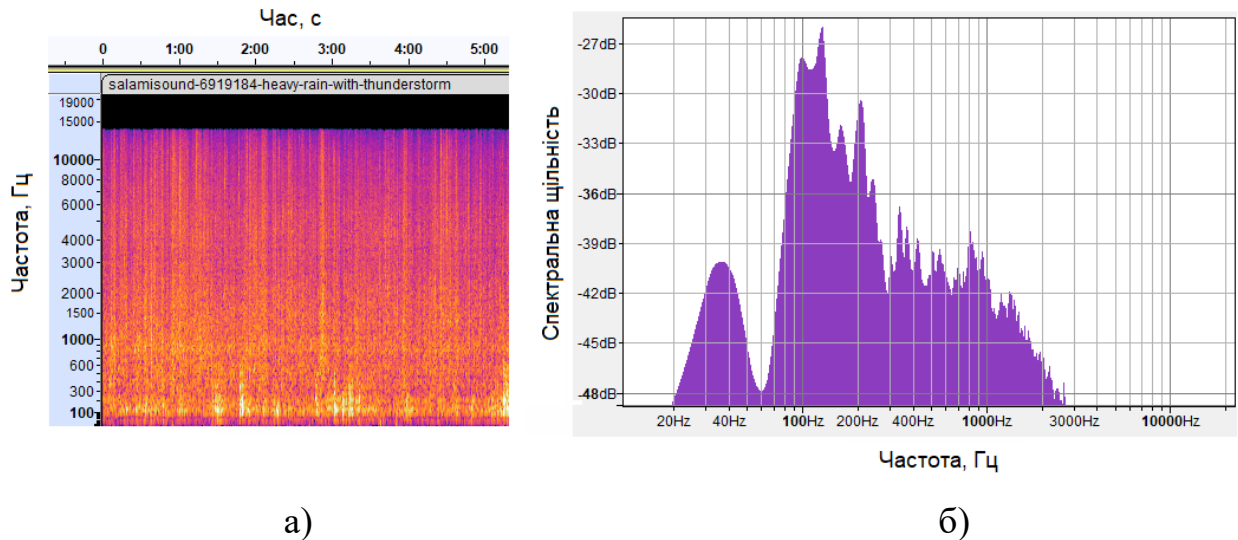


Рисунок 3.5 – Спектрограма (а) і спектр (б) аудіосигналу дощу

На основі проведеного спектрального акустичного аналізу БПЛА можна зробити висновок, що БПЛА з бензиновими і електричними двигунами мають гармоніки сигналу які чітко видно на амплітудному спектрі. Це є особливою акустичною ознакою, що дозволяє їх відрізнити від звуків навколишнього середовища, і не можна їх втратити на етапі виділення акустичних ознак.

3.2 Дослідження методів представлення акустичних даних

Для нейронної мережі, що обробляє зображення, вихідні дані можна представляти у різному вигляді. Розглянемо представлення у вигляді спектрограм (безфільтровий спектральний аналіз) або у вигляді мел-спектрограм (фільтровий спектральний аналіз).

На рис. 3.6 показані порівняння Фур'є спектрограм і мел-спектрограм звукозаписів БПЛА Shahed-136, квадрокоптера Phantom 3 і октокоптера R18.

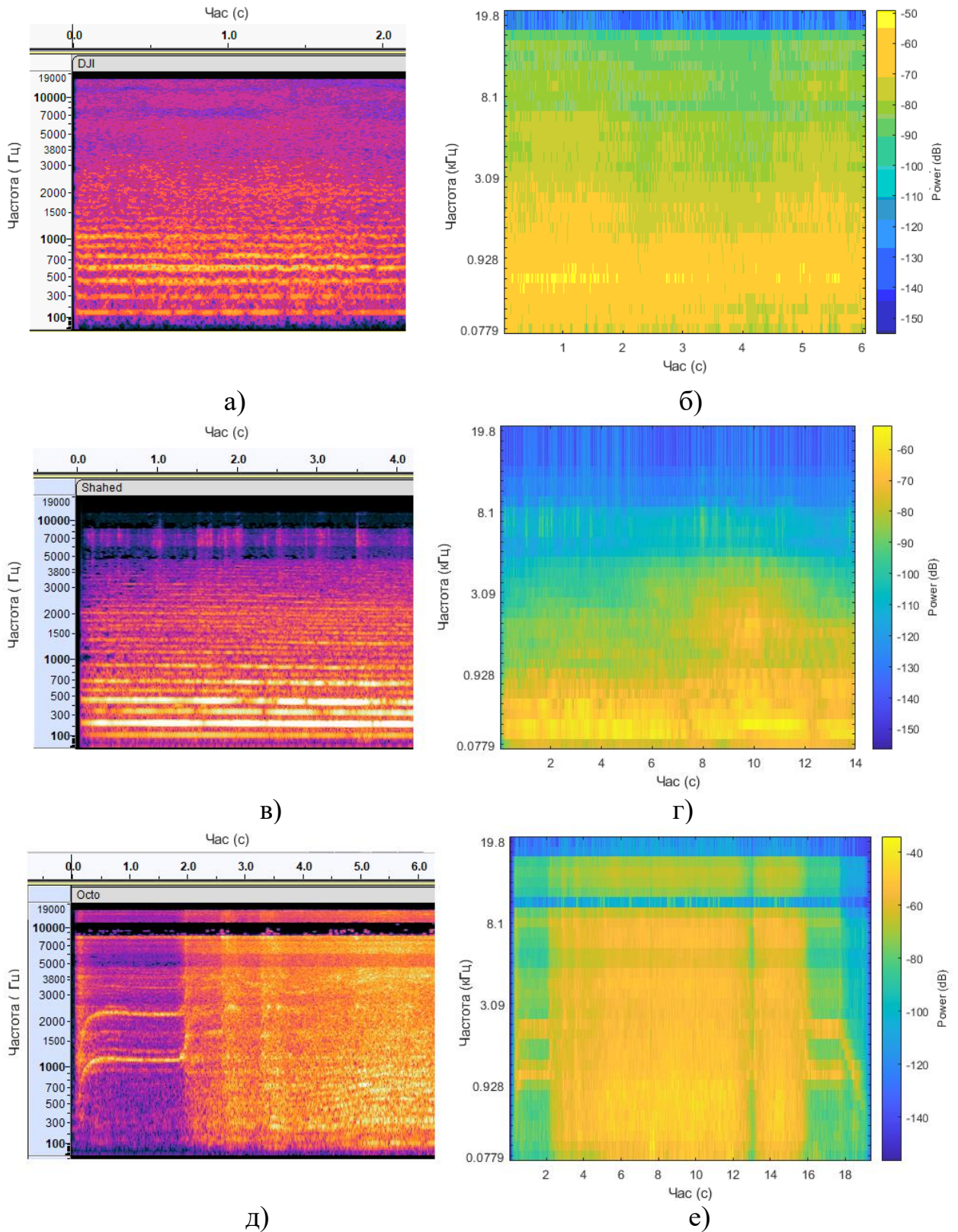


Рисунок 3.6 – Спектрограми (а,в,д) і мел-спектрограми (б,г,е) акустичних сигналів DJI Phantom 3 (а,б), Shahed-136 (в,г), R18 (д,е)

Із порівняння отриманих даних стає очевидним, що в класичних Фур'є спектрограмах міститься набагато більше релевантної інформації про акустичні сигнали БПЛА.

Тому вбачається більш доцільним надання на вхід нейронних мереж спектрограм, що мають найкращу детальність представлення особливостей акустичних аудіоданих. А саме, Фур'є-спектрограми.

Спектрограми Фур'є можуть відрізнятися наступними параметрами:

- розмір вікна короткочасного Фур'є-перетворення;
- вид вікна Фур'є-перетворення;
- частотний масштаб (по вертикалі);
- амплітудний масштаб (по відтінкам).

Задачею підбору вказаних параметрів є досягнення більшої детальності, контрастності та інформативності спектрограм. На рис.3.7, рис.3.8 показані спектрограми звуку БПЛА Shahed-136 при різному частотному шкалуванні.

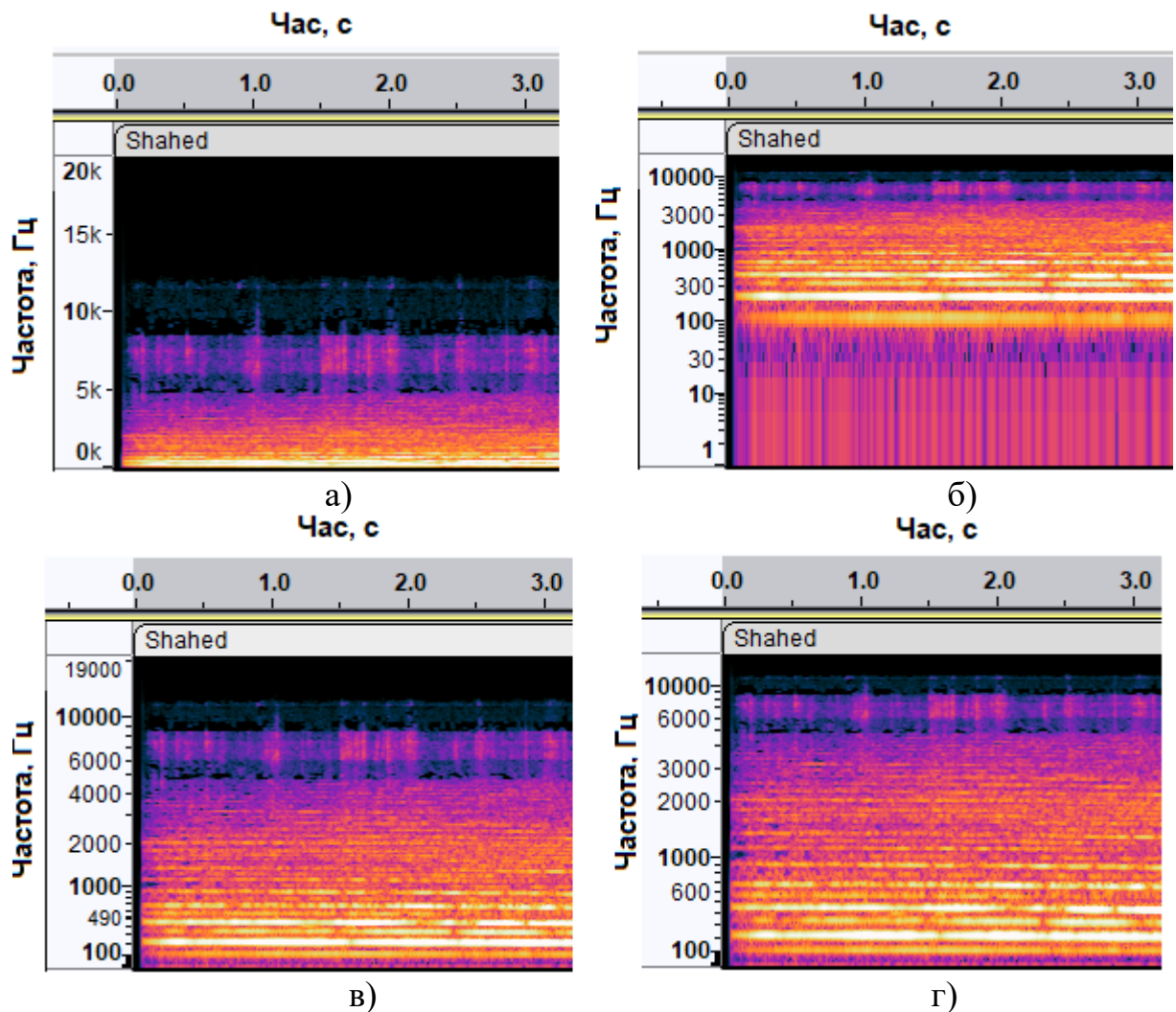


Рисунок 3.7 – Спектрограми звуку БПЛА Shahed-136 (а – лінійна шкала, б – логарифмічна шкала, в – мел-шкала, г – барк-шкала)

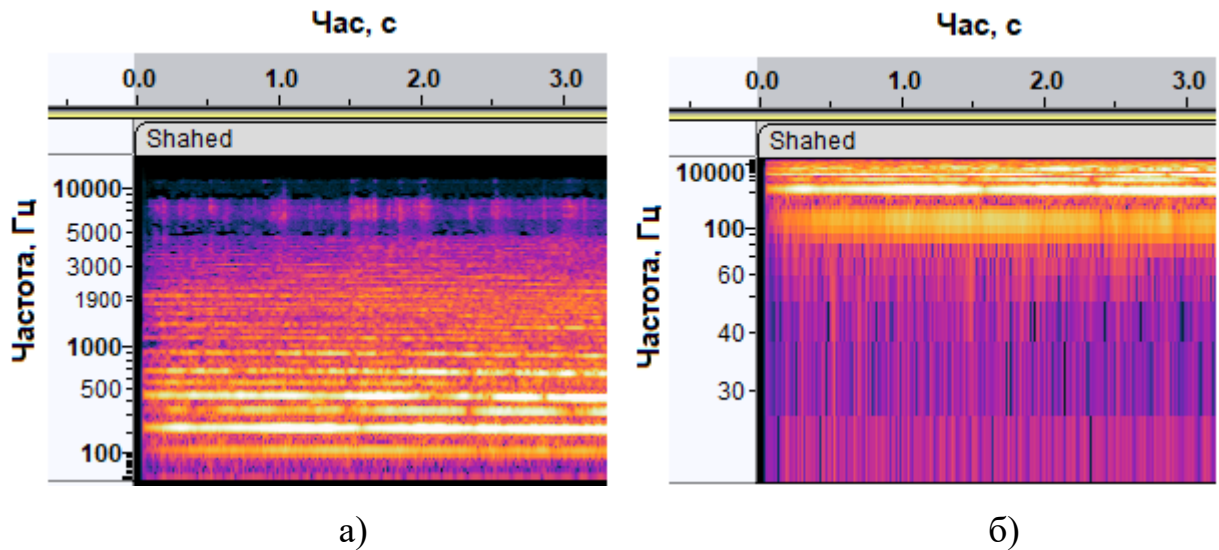


Рисунок 3.8 – Спектрограми звуку БПЛА Shahed-136 (а – ERB шкала, б – періодограмна шкала)

Як слідує з рис.3.7, рис.3.8 – найбільш представницькими і інформативними є спектрограми з мел- і барк- частотним шкалуванням. В цих варіантах інформативна частина спектрограм до 5...6 кГц найкраще розтягнута по вертикальній шкалі частот.

Отримано графіки залежності контрастності спектрограм від розміру вікна (рис.3.9).

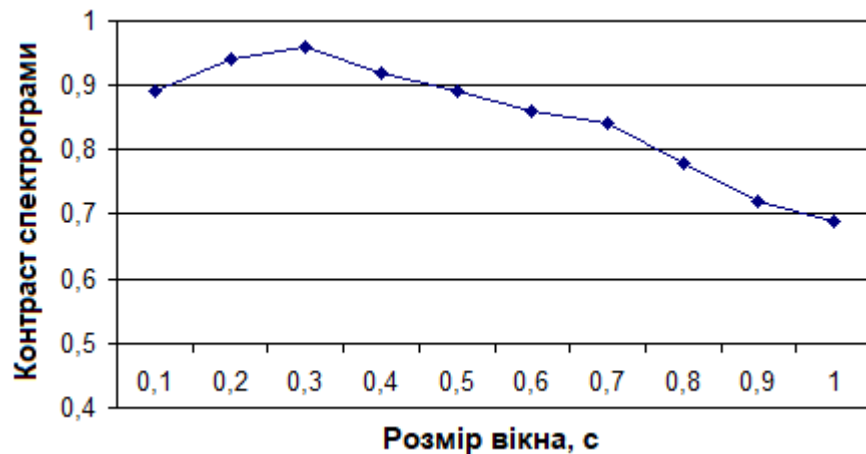


Рисунок 3.9 – Залежність контрастності спектрограм від розміру вікна

Контраст спектральних ліній розраховувався по формулі:

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L_n}{\bar{L}}, \quad (3.3)$$

де N – кількість відстежуваних спектральних ліній,

L_n – амплітуда n -ї спектральної лінії,

\bar{L} – середня амплітуда по спектрограмі.

Для пояснення формули 3.3 наведено рис.3.10, на якому показано перетин спектрограми у фіксований момент часу.

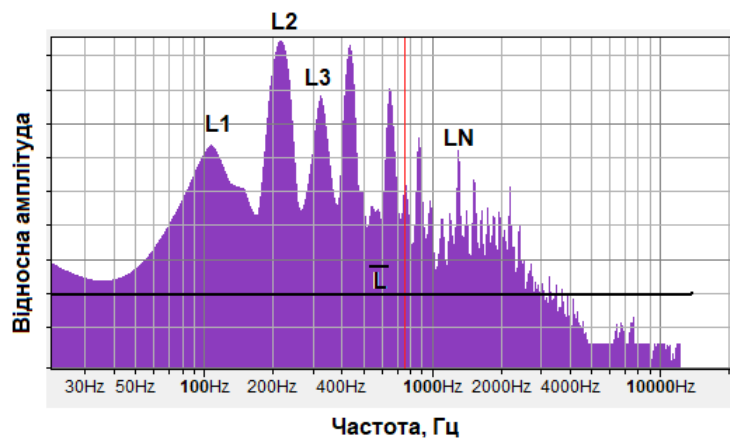


Рисунок 3.10 – Перетин спектрограми у фіксований момент часу

На графіку рис. 3.11 показана розрахункова залежність роздільної здатності по частоті $\Delta F = 1/\Delta T$.

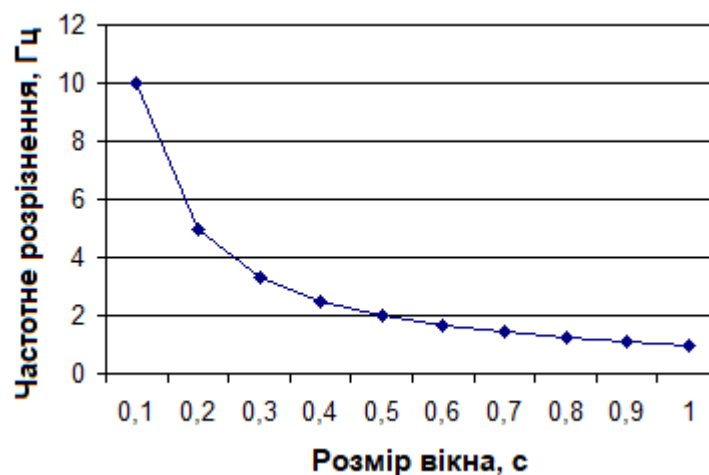


Рисунок 3.11 – Розрахункова залежність роздільної здатності по частоті

$$\Delta F = 1/\Delta T$$

Як слідує із рис.3.9 помітність спектральних ліній має максимум при розмірі вікна короткочасного Фур'є-перетворення 0,2...0,3 с. Наявність максимуму можна пояснити тим, що перетворення Фур'є виконує роль вузькосмугового частотного фільтра, який у разі незмінного положення спектральних максимумів сигналу БПЛА виділяє їх і подавляє шуми за рахунок нестаціонарності. Коли вже спектральні лінії сигналу БПЛА проявляють свою не стаціонарність, тобто дрейф за рахунок зміни режимів двигунів або ефекту Доплера, то подальше збільшення вікна призводить до розмиття спектральних ліній і зменшення їх контрасту на фоні шумів.

Отже оптимальний розмір вікна відповідає інтервалу стаціонарності сигналів БПЛА.

3.3 Висновки по розділу 3

1. Акустичні сигнали БПЛА мають багаторівневу періодичну структуру, частоти гармонік яких є кратними числами. Отже, в алгоритмах виявлення і розпізнавання обов'язково має бути використана ознака кратності частот.

2. Досліджено Фур'є-спектрограми БПЛА Shahed-136 та квадрокоптера DJI Phantom-3. Максимуми потужностей розміщуються в області частот 100...5000 Гц. Гармонійна лінійна структура спектру обумовлена рухом повітряних гвинтів та шумами двигунів. Через цю особливість можна виявити сигнал, що знаходиться нижче рівня власних шумів приймача та зовнішніх шумів. Це досягається завдяки некорельованості акустичних шумів, що надходять на вхід приймача.

3. Якщо збільшувати кількість повітряних гвинтів тоді спектр звукового сигналу стає більш подібним до шуму і в ньому більш важко відстежити гармоніки. Отримано спектр і спектрограму акустичного випромінення октокоптера R18 з вісім'ю повітряними гвинтами.

Порівнюючи спектри і спектрограми сигналів квадро- і октакоптера можна відмітити більшу щільність і меншу вираженість спектральних ліній.

4. При проведенні звукових досліджень атмосферний шум завдає великого впливу. Отримано приклад згладженої реалізації спектру природних атмосферних шумів. основна енергія атмосферного шуму знаходиться в смузі частот до 100 Гц. В той же час, основний тон сигналу БПЛА має частоту більше 100 Гц. Отже, атмосферний шум в прийнятому сигналі можна зменшити шляхом фільтрації низьких частот (Low Cut Filter).

Також негативний вплив має дощ оскільки він утворює завади в ширшій смузі частот і низькочастотна фільтрація стає тоді недієвою.

5. На основі проведеного спектрального акустичного аналізу БПЛА можна зробити висновок, що БПЛА з бензиновими і електричними двигунами мають гармоніки сигналу які чітко видно на амплітудному спектрі. Це є особливою акустичною ознакою, що дозволяє їх відрізнити від звуків навколишнього середовища, і не можна їх втратити на етапі виділення акустичних ознак.

Для нейронної мережі, що обробляє зображення, вихідні дані можна представляти у різному вигляді. Отримано представлення у вигляді мел-спектрограм (фільтровий спектральний аналіз).

Із порівняння отриманих даних стає очевидним, що в класичних Фур'є спектрограмах міститься набагато більше релевантної інформації про акустичні сигнали БПЛА.

Тому вбачається більш доцільним надання на вхід нейронних мереж спектрограм, що мають найкращу детальність представлення особливостей акустичних даних. А саме, Фур'є-спектрограми. Спектрограми Фур'є можуть відрізнитися розміром і виглядом вікна короткочасного Фур'є-перетворення; частотний масштаб (по вертикалі); амплітудний масштаб (по відтінкам). Задачею підбору данних параметрів є досягнення більшої детальності, контрастності та інформативності спектрограм.

6. Досліджені спектрограми БПЛА при різному частотному шкалюванні. Найбільш представницькими і інформативними є спектрограми з мел- і барк-частотним шкалюванням. В цих варіантах інформативна частина до 5...6 кГц найкраще розтягнута по вертикальній шкалі частот.

7. Отримано графіки залежності контрастності спектрограм від розміру вікна. помітність спектральних ліній має максимум при розмірі вікна короткочасного Фур'є-перетворення 0,2...0,3 с. Наявність максимуму можна пояснити тим, що перетворення Фур'є виконує роль вузькосмугового частотного фільтра, який у разі незмінного положення спектральних максимумів сигналу БПЛА виділяє їх і подавляє шуми за рахунок нестационарності. Коли вже спектральні лінії сигналу БПЛА проявляють свою не стаціонарність, тобто дрейф за рахунок зміни режимів двигунів або ефекту Доплера, то подальше збільшення вікна призводить до розмиття спектральних ліній і зменшення їх контрасту на фоні шумів.

Отже оптимальний розмір вікна відповідає інтервалу стаціонарності сигналів БПЛА.

ВИСНОВКИ

Сьогодні на території України відбуваються жорстокі військові дії внаслідок повномасштабного вторгнення з боку Росії. Це є першим масштабним військовим конфліктом, де масово застосовуються безпілотні літальні апарати. БПЛА вирішують багато військових завдань: авіарозвідка, управління вогнем, нанесення ударів по наземних і морських цілях, постановка радіоперешкод, ретрансляція повідомлень та даних та інші. В зв'язку з цим дуже важливим є завдання виявлення та знешкодження ворожих БПЛА.

Сьогодні для виявлення БПЛА використовують радіолокаційний, радіочастотний, оптичний, інфрачервоний, лідарний та акустичний методи. Кожен з методів має як позитивні сторони, так і вагомні недоліки. Основна проблема в малопомітності сучасних малих БПЛА. Тому, підвищення ефективності методів виявлення БПЛА є актуальним завданням.

Метою даної роботи аналіз пасивних акустичних методів виявлення і ідентифікації БПЛА, виявлення найбільш ефективних методів і напрямів вирішення цих задач.

В першому розділі проведено аналіз задачі акустичного виявлення БПЛА. Основними джерелами шуму малих БПЛА є двигун та повітряний гвинт. Рівень акустичного шуму БПЛА з електродвигуном приблизно на 20...30 дБ менше ніж у БПЛА з ДВЗ. Для виявлення БПЛА в умовах бойових дій найдоцільніше використовувати пасивні методи, що дозволяють залишатися непоміченим засобами протидії супротивника.

Дальність виявлення БПЛА пасивним акустичним методом залежить в основному від відношення сигнал-шум, причому основний вклад мають акустичні фонові шуми природного і штучного походження. Сьогодні цю проблему намагаються вирішити за допомогою сучасних засобів цифрової обробки сигналу. Особливо ефективним пасивний акустичний метод може бути для БПЛА з двигунами внутрішнього згоряння, наприклад Shahed.

В другому розділі розглянуто спектральні методи виділення ознак акустичних сигналів. Дані методи можна класифікувати як безфільтрові, фільтрові, та методи параметризації спектрів на основі лінійного передбачення.

У разі спектрального аналізу нестационарних сигналів БПЛА доцільно застосовувати короткочасне перетворення Фур'є. Обчислення ДПФ у кожному інтервалі, що виділяється ковзною функцією аналітичного вікна, розкриває особливості нестационарних сигналів. Часова роздільна здатність визначається розміром вікна, вид вікна (Хеммінга, Бартлетта, Гауса, Кайзера і т.д.) обирається так, щоби знизити спотворення за допомогою граничних умов.

При розпізнаванні звуків до основних недоліків Фур'є-аналізу відносять велику кількість інформації і відсутність параметричного представлення сигналу. З огляду на це активно розробляються методи обробки звукових сигналів, що базуються на параметризації спектральних оцінок і формування більш простих векторів ознак.

Поширений метод мел-коефіцієнтів застосовує трикутні фільтри, що приблизно імітують критичні смуги пропускання людського слуху. Алгоритм обчислює енергію сигналу в кожному частотному вікні, після чого застосовує дискретне косинусне перетворення до отриманих коефіцієнтів.

Спектр MFCC містить дуже невеликий набір значень, який при розпізнаванні має замінити тисячі відліків спектру. Для завдання розпізнавання мови рекомендують брати перші 13...16 із 24 обчислених коефіцієнтів. Порівнюючи спектр Фур'є і спектр MFCC можна відмітити, що на жаль, такі ознаки, як лінійчастість спектру, в MFCC втрачені. Подальша ефективність розпізнавання буде залежати від алгоритму класифікації, на вхід якого ми надамо отриманий результат.

Параметричне моделювання розглядає побудову моделі спектру як авторегресійний процес. Математично акустичний сигнал представляється як згортка функції збудження та набору лінійних фільтрів. Лінійне передбачення шукає таку модель сигналу, на виході якої кожен поточний відлік є лінійною комбінацією попередніх відліків. За отриманими коефіцієнтами фільтру будують параметричний спектр сигналу.

Розпізнавання сигналів БПЛА пропонується виконувати за найбільш яскраво вираженим першим піком спектру – основним тоном. При цьому інформація про тонку структуру спектра, на жаль, виявляється втраченою.

В останні роки став активно розвиватися напрямок комп'ютерного слуху (Machine hearing). Багато моделей машинного сприйняття та обробки акустичної інформації побудовані на основі аналізу зображення спектрограм.

На вхід неймережі подають спектрограму у вигляді кольорового зображення, де координати пікселя – це час і частота, а колір пікселя – це амплітуда. Задача неймережі – класифікувати джерело звуку за його спектрограмою. Навчання неймереж проводять по великим масивам спектрограм сигналів з різним зашумленням.

Досліджено Фур'є-спектрограми БПЛА Shahed-136 та квадрокоптера DJI Phantom-3. Максимуми потужностей розміщуються в області частот 100...5000 Гц. Гармонійна лінійна структура спектру обумовлена рухом повітряних гвинтів та шумами двигунів. Через цю особливість можна виявити сигнал, що знаходиться нижче рівня власних шумів приймача та зовнішніх шумів. Це досягається завдяки некорельованості акустичних шумів, що надходять на вхід приймача.

Якщо збільшувати кількість повітряних гвинтів тоді спектр звукового сигналу стає більш подібним до шуму і в ньому більш важко відстежити гармоніки. Отримано спектр і спектрограму акустичного випромінення октокоптера R18 з вісім'ю повітряними гвинтами. Порівнюючи спектри і спектрограми сигналів квадро- і октакоптера можна відмітити більшу щільність і меншу вираженість спектральних ліній.

При проведенні звукових досліджень атмосферний шум завдає великого впливу. Отримано приклад згладженої реалізації спектру природних атмосферних шумів. основна енергія атмосферного шуму знаходиться в смузі частот до 100 Гц. В той же час, основний тон сигналу БПЛА має частоту більше 100 Гц. Отже, атмосферний шум в прийнятому сигналі можна зменшити шляхом фільтрації низьких частот (Low Cut Filter).

Також негативний вплив має дощ оскільки він утворює завади в ширшій смузі частот і низькочастотна фільтрація стає тоді недієвою.

На основі проведеного спектрального акустичного аналізу БПЛА можна зробити висновок, що БПЛА з бензиновими і електричними двигунами мають гармоніки сигналу які чітко видно на амплітудному спектрі. Це є особливою акустичною ознакою, що дозволяє їх відрізнити від звуків навколишнього середовища, і не можна їх втрачати на етапі виділення акустичних ознак.

Для нейронної мережі, що обробляє зображення, вихідні дані можна представляти у різному вигляді. Отримано представлення у вигляді мел-спектрограм (тобто фільтровий спектральний аналіз).

Із порівняння отриманих даних стає очевидним, що в класичних Фур'є спектрограмах міститься набагато більше релевантної інформації про акустичні сигнали БПЛА. Фільтрові методи і методи лінійного передбачення згладжують лінійчату спектральну структуру.

Детальність Фур'є спектру буде впливати на результат розпізнавання БПЛА на фоні шуму. Шум буде одночасно діяти у всіх смугах фільтрових методів, що призведе до додаткового згладження векторів спектральних ознак. Тому що вклад енергії вузькосмугового процесу в кожен смугу частот буде набагато менше, ніж шуму, рівномірно розподіленого по спектру.

Тому вбачається більш доцільним надання на вхід нейронних мереж Фур'є-спектрограм, що мають найкращу детальність представлення особливостей акустичних даних.

Спектрограми Фур'є можуть відрізнитися розміром і виглядом вікна короткочасного Фур'є-перетворення; частотний масштаб (по вертикалі); амплітудний масштаб (по відтінкам). Задачею підбору даних параметрів є досягнення більшої детальності, контрастності та інформативності спектрограм.

Досліджені спектрограми БПЛА при різному частотному шкалюванні. Найбільш представницькими і інформативними є спектрограми з мел- і барк-частотним шкалюванням. В цих варіантах інформативна частина до 5...6 кГц найкраще розтягнута по вертикальній шкалі частот.

Отримано графіки залежності контрастності спектрограм від розміру вікна. помітність спектральних ліній має максимум при розмірі вікна короткочасного Фур'є-перетворення 0,2...0,3 с. Наявність максимуму можна пояснити тим, що перетворення Фур'є виконує роль вузькосмугового частотного фільтра, який у разі незмінного положення спектральних максимумів сигналу БПЛА виділяє їх і подавляє шуми за рахунок нестационарності. Коли вже спектральні лінії сигналу БПЛА проявляють свою нестационарність, тобто дрейф за рахунок зміни режимів двигунів або ефекту Доплера, то подальше збільшення вікна призводить до розмиття спектральних ліній і зменшення їх контрасту на фоні шумів.

Отже оптимальний розмір вікна відповідає інтервалу стаціонарності сигналів БПЛА.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Michel A. H. Counter-drone systems. – Center for the Study of the Drone at Bard College, 2018. – 23 p.
2. Countering rogue drones. – FICCI Committee on Drones, EY, 2018. – 31 p.
3. de Visser E., Cohen M. S., LeGoullon M., Sert O., Freedy A., Freedy E., Weltman G., Parasuraman R. A Design Methodology for Controlling, Monitoring, and Allocating Unmanned Vehicles // Third International Conference on Human Centered Processes (HCP-2008). – 2008. – 5 p.
4. Hartmann K., Giles K. UAV exploitation: A new domain for cyber power // 8th International Conference on Cyber Conflict (CyCon). – IEEE, 2016. – С. 205-221.
5. Соколовський В.В. Проблемні питання та перспективні напрямки боротьби з малорозмірними надлегкими БЛА у внутрішньому збройному конфлікті / В.В. Соколовський, Ю.В. Самсонов // Системи озброєння і військова техніка. – 2015. – № 4(44). – С. 32-35.
6. Shahed 136. Loitering munition. [Електронний ресурс]. URL: https://www.militarytoday.com/aircraft/shahed_136.htm (дата звернення – 08.11.2023).
7. DJI Phantom 3 Standard. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.dronarium.com.ua/shop/drony/phantom-3-standard/> (дата звернення – 08.11.2023).
8. В.М. Карташов, В.Н. Олейников, С.А. Шейко, С.И. Бабкин, И.В. Корытцев, О.В. Зубков. Особенности обнаружения и распознавания малых беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника : Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2018. – Вып. 195. – С. 235 – 243.
9. Koryttsev I., Sheiko S., Kartashov V., Selieznov I., Anohin M. Practical Aspects of Range Determination and Tracking of Small Drones by Their Video Observation // 2020 IEEE International Conference on Problems of

Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2020 - Proceedings, 2021, pp. 318–322.

10. Zubkov O., Sheiko S., Kartashov V., Oleynikov V. Detection of Small Drones in Thermal Infrared Range Using YOLOv5 Neural Networks // 2022 IEEE 9th International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2022 – Proceedings, 2022, pp. 283–287.

11. В.М. Карташов, В.Н. Олейников, С.А. Шейко, С.И. Бабкин, И.В. Корытцев, О.В. Зубков, М.А. Анохин. Информационные характеристики звукового излучения малых беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника. – 2017. – Вып. 191. – с. 181-187.

12. Ю.Г. Даник, І.В. Пулеко, М.В. Бугайов Виявлення безпілотних літальних апаратів на основі аналізу акустичних та радіолокаційних сигналів // Вісник ЖДТУ. Серія: Технічні науки. – Житомир: ЖДТУ, 2014. – № 71(4). – С. 71-80.

13. Олейников В.Н., Шейко С.А., Бабкин С.И. Исследование характеристик акустического излучения малых беспилотных летательных аппаратов// Сборник научных трудов VI Международного радиоэлектронного форума “Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития (МРФ-2017)” Международная научная конференция “Радиолокация. Спутниковая навигация. Радиомониторинг”. 24-26 октября 2017 г. Харьков, Украина. – Изд. “Точка”. С. 11-17.

14. Kartashov V., Kolisnyk V., Tykhonov V., Pososhenko V., Kolisnyk K. Improvement of the Acoustic Method for Detection of Unmanned Aerial Vehicles // 2022 IEEE 9th International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2022 – Proceedings, 2022, pp. 587–591.

15. Карташов В.М. та ін. Звіт про науково-дослідну роботу № 327. Розроблення системи комплексної обробки оптичних, інфрачервоних, акустичних і радіолокаційних сигналів для виявлення безпілотних літальних апаратів, визначення їх координат та параметрів руху. – Х.: ХНУРЕ, 2020. – 393 с.

16. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Zubkov O.V., Korytsev I.V., Babkin S. I., Sheiko S.A., Kolendovskaya M.M. Spatial-temporal Processing of acoustic Signals of Unmanned Aerial Vehicles/ Telecommunications and Radio Engineering. – New York. – 2020. – Vol. 79, №9. – P.769-780.

17. V. Kartashov, V. Oleynikov, I. Koryttsev, S. Sheiko, O. Zubkov, S. Babkin. Processing of Wide Band Acoustic Signals During Detection of Unmanned Aerial Vehicles // 2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW). Kharkiv, Ukraine, September 21 - 25, 2020. Volume 1 on 2020 IEEE 12th International Conference on Antenna Theory and Techniques (ICATT). pp. 35-39.

18. V.M. Kartashov, G.I. Sidorov, S.A. Sheiko, M.M. Kolendovskaya, O.Yu. Sergienko. Principles of construction and assessment of technical characteristics of multi-frequency atmospheric sodar in the humidity measurement mode. Telecommunications and Radio Engineering. Vol. 79. N.4. 2020. – pp. 323-333.

19. S. Sheiko. Study of the method for assessing atmospheric turbulence by the envelope of sodar signals // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2/5 (92). – April, 2018. – p. 33–40.

20. Сідоров Г.І., Шейко С.О., Шаповалов С.В., Полонська А.С., Дмитренко А.І. Акустичний метод вимірювання турбулентного стану атмосферного прикордонного шару // Радіотехніка: Всеукр. міжвід. наук.-техн. зб. 2018. – Вип. 192. – С. 46–50.

21. Valerii V. Semenets, V. M. Kartashov, V. I. Leonidov. Registration of refraction phenomenon in the problem of acoustic sounding of atmosphere in airports zone. Telecommunications and Radio Engineering. Volume 77, Issue 5, 2018. – P. 461-468.

22. Sedunov, H. Salloum, A. Sutin, N. Sedunov and S. Tsyuryupa. UAV Passive Acoustic Detection // IEEE In-ternational Symposium on Technologies for Homeland Security (HST). 2018. P.1 – 6.

23. C. Knapp., G. Carter. The generalized correlation method for estimation of time delay. // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 24. 1976. P. 320 – 327.

24. A. Ramamurthy, H. Unnikrishnan and K. D. Donohue. Experimental performance analysis of sound source detection with SRP PHAT- β // IEEE Southeastcon. 2009. P. 422 – 427.

25. Salvati D., Drioli C., Foresti G.L. Incoherent Frequency Fusion for Broadband Steered Response Power Algorithms in Noisy Environments // IEEE Signal Process. 2014. Lett. Vol. 21. Num. 5. P. 581 – 585.

26. Jurafsky D., Martin J. Speech and Language Processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition. NJ: Prentice Hall, 2009. – 1024 p.

27. Davis S., Mermelstein P. Experiments in syllable-based recognition of continuous speech. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1980. Vol. 28. Pp. 357–366.

28. Калиновский Р.В. Применение mel-кепстрального метода для идентификации акустических сигналов БПЛА // Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті : тези доповідей 24-го Міжнародного молодіжного форуму. – Харків : ХНУРЕ, 2020. – Т. 3. – С. 67–68.

29. Тихонов В. А., Карташов В. М., Олейников В. Н., Леонидов В. И., Тимошенко Л. П., Селезнев И. С., Рыбников Н. В. Обнаружение-распознавание беспилотных летательных аппаратов с использованием составной модели авторегрессии их акустического излучения // Вісник NTUU KPI Serіia – Radiotekhnika Radioaparatabuduvannia, 2020, Iss. 81, pp. 38–46.

30. Методичні вказівки з виконання атестаційної магістерської роботи за спеціальністю 8.05090102 «Апаратура радіозв'язку, радіомовлення і телебачення». Освітньо-кваліфікаційний рівень – магістр / Упоряд. В.М. Карташов, В.А. Тихонов, І.В. Савченко – Харків: ХНУРЕ, 2012. – 68 с.